



TOMATO



2:00 PM

100%



**TEAM TOMATO**

# 천연가스 수요예측 모델 개발

향후 14년의 도시가스 수요 예측

이재훈, 신민수, 송인욱, 임재원



# 목 차

1. Feature 선정
2. 모델 (1) : Prophet
3. 모델 (2) : LSTM
4. 향후 활용 방안



TOMATO



2:00 PM

100%



# 1.Feature 선정

# 참고 자료

## 제14차 장기 천연가스 수급계획 [2021~2034]

2021. 4.



산업통상자원부  
Ministry of Trade, Industry and Energy

에너지경제연구 제 17 권 제 2 호  
Korean Energy Economic Review  
Volume 17, Number 2, September 2018: pp. 1~29

정 책

## 용도별 특성을 고려한 도시가스 수요함수의 추정

박철웅\* · 박철호\*\*

### 요 약

최근 도시가스 수요는 과거와 달리 소득변수와 탈동조화 현상을 보이고 있다. 본 연구에서는 1995년부터 2016년까지의 분기별 시계열 자료를 이용하여 자기회귀시차분포모형(ARDL), 오차수정모형, 공적분모형으로 총수요함수 및 용도별 수요함수를 추정하였다. 분석 결과, 최근 기간에서 도시가스 수요의 가격탄력성과 기온변화에 대한 민감도는 산업용을 중심으로 커진 반면, 소득탄력성은 가정용과 일반용을 중심으로 크게 감소하는 경향을 보였다. 오차수정모형의 용도별 추정결과는 ARDL모형의 결과와 유사하였으나, 일반용과 산업용의 소득탄력성이 다소 크게 나타났다. 공적분 회귀모형의 추정결과도 산업용 수요의 가격탄력성과 소득탄력성이 다소 크게 나타난 것을 제외하면 대체로 ARDL모형의 결과와 유사하였다. ARDL모형과 오차수정모형으로 최근 3년(2015~2017년)의 자료에 대해 표본의 예측실험을 시행한 결과, 총수요함수를 직접 추정하는 것보다 각 용도별 수요함수를 추정하여 총수요를 예측하는 것이 모형의 예측력을 제고할 수 있는 것으로 나타났다.

주요 단어 : 용도별 도시가스 수요함수, ARDL, 비선형기온효과, 예측오차, 유효일수  
경제학문헌목록 주제분류 : C4, Q4

에너지경제연구 제 18 권 제 2 호  
Korean Energy Economic Review  
Volume 18, Number 2, September 2019: pp. 1~30

## 지역별 산업용 도시가스 수요예측모형\*

이성로\*\* · 하중현\*\*\*

### 요 약

국내 산업용 도시가스수요는 국제유가가 급등했던 2008년 이후 빠르게 증가하였다. 이 같은 급격한 수요증가는 고유가로 인한 가격경쟁력 우위로 인해 발생하였다. 산업용 도시가스수요는 가정용수요에 비하여 가격탄력성이 높은 것으로 알려져 있는데, 전체 수요뿐만 아니라 산업용 세부 업종 사이에서도 가격에 대한 영향력이 다르게 나타난다. 특히 대용량 소비자인 정유사의 경우에는 일반 산업체와 달리 경쟁연료의 가격변동에 따른 수요변화가 상대적으로 크다. 이런 차이를 고려하기 위해서는 산업용 세부 업종별수요에 대한 분석이 필요하나, 관련 자료의 부재로 인해 분석이 어려운 상황이다. 본 연구는 이 같은 문제를 해결하기 위한 방안으로 산업용수요의 지역별 수요예측모형을 고려하였다. 석유화학산업, 금속산업과 같은 도시가스 다소비 산업이 대체로 특정 지역에 많이 분포되어 있기에 지역별 산업용수요의 패턴과 산업용 세부용도별 수요 패턴이 유사하다. 지역별 산업용수요예측모형 추정결과, 경쟁연료와 상대가격에 대한 효과가 지역별로 큰 차이가 있는 것으로 나타났으며, 2014~2017년에 대한 예측력평가 결과, 지역별 산업용수요예측모형이 전국 산업용수요모형에 비하여 우수한 것으로 나타났다.

주요 단어 : 산업용 도시가스수요, 가격탄력성, 시간변동계수 공적분모형, 기온효과  
경제학문헌목록 주제분류 : C22, C53, Q47



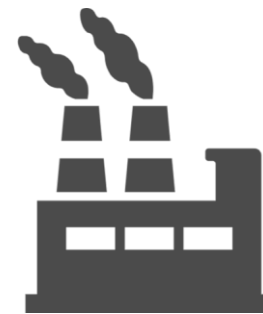
# 민간 수요 / 산업 수요 구분 이유



한 번 정해지면 변화가 적음

한 번 설치된 난방 시설을  
변경하는게 어려움

민간의 경우 난방이 필수재적 성격을 띠



대체재의 가격 변동에  
따른 변화가 큼

하이브리드 난방 시설 사용

근무 시간에 난방 사용이 집중

# 민간 / 산업 수요 Feature



TCL

기온효과

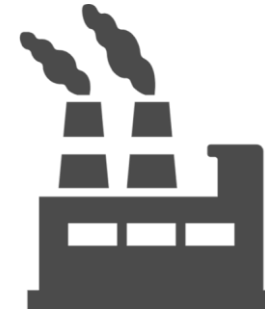
가스 발전량

화력 발전량

공공 전력사용량

민간용 전력사용량

유가



기온효과

화력 발전량

가스 발전량

전력사용량 계

공공 전력사용량

제조업 전력사용량

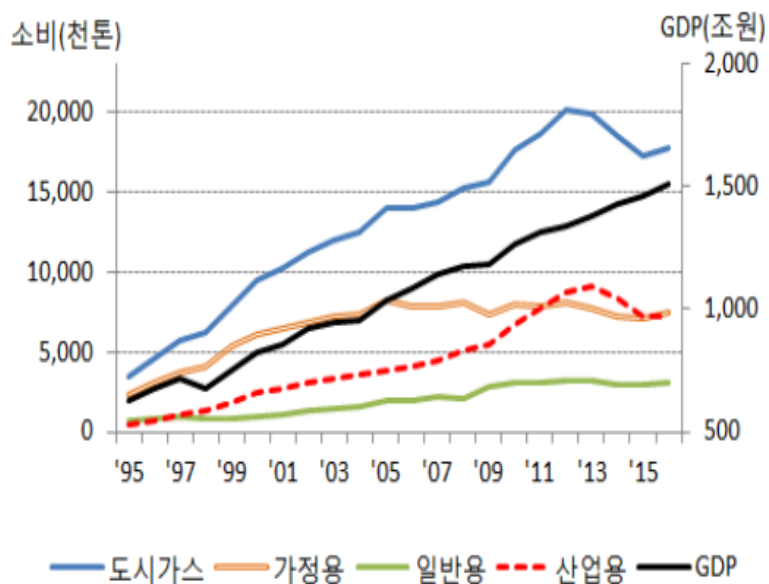
산업용 전력사용량

QVA

# 민간 수요 Feature

## GDP 등 기존 변수들의 한계

[그림 1] 도시가스 수요와 실질 GDP 추이



자료: 경영통계(한국가스공사, 2018), 한국은행 경제통계시스템(ECOS)

연구자	분석대상	분석방법론	분석변수
김영덕(1998)	가정·일반·산업용	회귀모형	산업생산지수, 실질 가스가격, 기온(냉난방도일)
김인무·김창식·박성근(2011)	도시가스 총수요	공적분 회귀모형	실질 GDP, 기온효과, 전력 대비 상대가격
김점수·양춘승·박중구(2011)	도시가스 총수요	공적분 회귀모형	실질 GDP, 기온효과
박광수(2012)	가정·일반용	회귀모형	실질 GDP, 기온(냉난방도일), 전력 대비 상대가격, 분기더미
박명덕·이상열·정희용(2015)	산업용	회귀모형	산업생산지수, 벙커씨유 대비 상대가격, 서울지역 냉난방도일
배유진·정재우(2017)	가정용	공적분 회귀모형	실질 GDP, 기온효과
이승재·어승섭·유승훈(2013)	도시가스 총수요	자기회귀시차 분포모형	실질 GDP, 실질 가스가격
Balestra and Nerlove(1966)	도시가스 총수요	패널모형	가스가격, 소득
Dahl(1993)	천연가스, 석유, 석탄, 휘발유 등	회귀모형	각 연료가격, 소득
Lee and Singh(1994)	가정용	패널모형	가스가격, 소득
Nilsen(2005)	도시가스 총수요	패널모형	소득, 전력 등 타 연료가격

# 민간 수요 Feature

## (1)기온효과

수도권 기온효과 날짜	수도권 기온효과	지방권 기온효과 날짜	지방권 기온효과	지방권 권역별 기온효과 날짜	동남권 기온효과	대경권 기온효과	충청권 기온효과	호남권 기온효과
1993-01-31	0.86414	1997-01-31	0.53354	2005-01-31	5.91778	6.73765	3.33479	1.88651
1993-02-28	0.77944	1997-02-28	0.48171	2005-02-28	5.90875	6.73291	3.32638	1.87883
1993-03-31	0.57025	1997-03-31	0.32011	2005-03-31	5.81529	6.67634	3.22	1.7874
1993-04-30	0.23303	1997-04-30	0.01265	2005-04-30	5.71003	6.61264	3.07795	1.66054
1993-05-31	-0.38166	1997-05-31	-0.25871	2005-05-31	5.67433	6.58956	3.02586	1.62083
1993-06-30	-0.65781	1997-06-30	-0.42426	2005-06-30	5.63238	6.54333	2.9654	1.58217
1993-07-31	-0.79131	1997-07-31	-0.4641	2005-07-31	5.59896	6.52853	2.93751	1.56448
1993-08-31	-0.79028	1997-08-31	-0.47724	2005-08-31	5.57471	6.52978	2.94074	1.56549
1993-09-30	-0.63381	1997-09-30	-0.35626	2005-09-30	5.6122	6.56536	2.97122	1.58408

**기온효과(Temperature effect) :**

해당 기온에서 발생하는 도시가스 수요를 예측하기 위한 변수로,  
기온반응함수와 기온효과의 곱을 기온에 대해서 적분하여 생성한다.



# 민간 수요 Feature

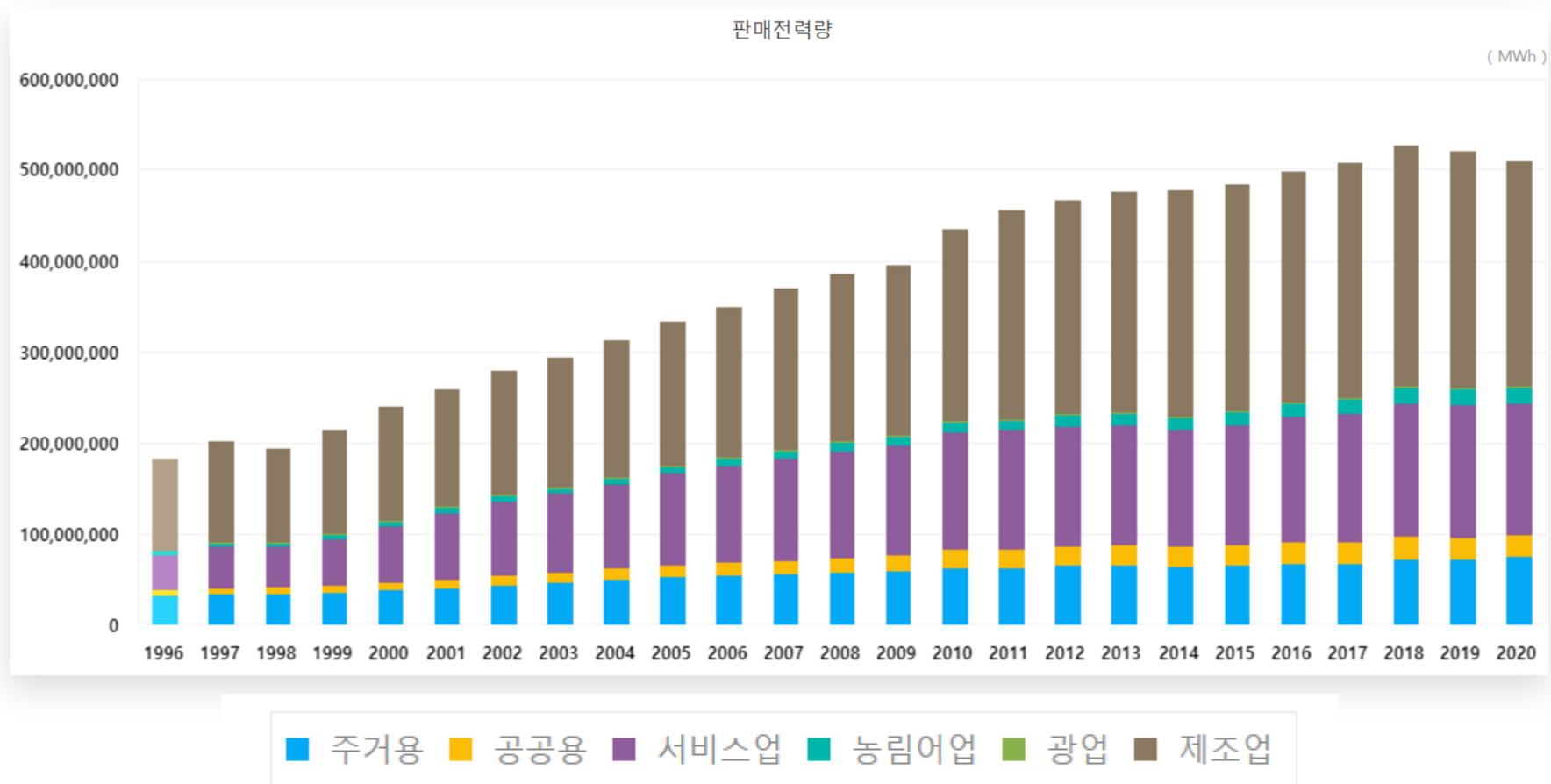
## (2) TCL

$$\sum_{i=1}^{\text{전국}} (\text{지역}_i \text{기온}) * \frac{(\text{지역}_i \text{도시가스가구수})}{(\text{전국도시가스가구수})}$$

**TCL**(Temperature correlation LPG) :  
안정화된 민간 도시가스 보급률에 따른 파생 변수로,  
전국 지역별 기온과 도시가스 가구 수의 비중을 합쳐서 생성한다.

# 산업 수요 Feature

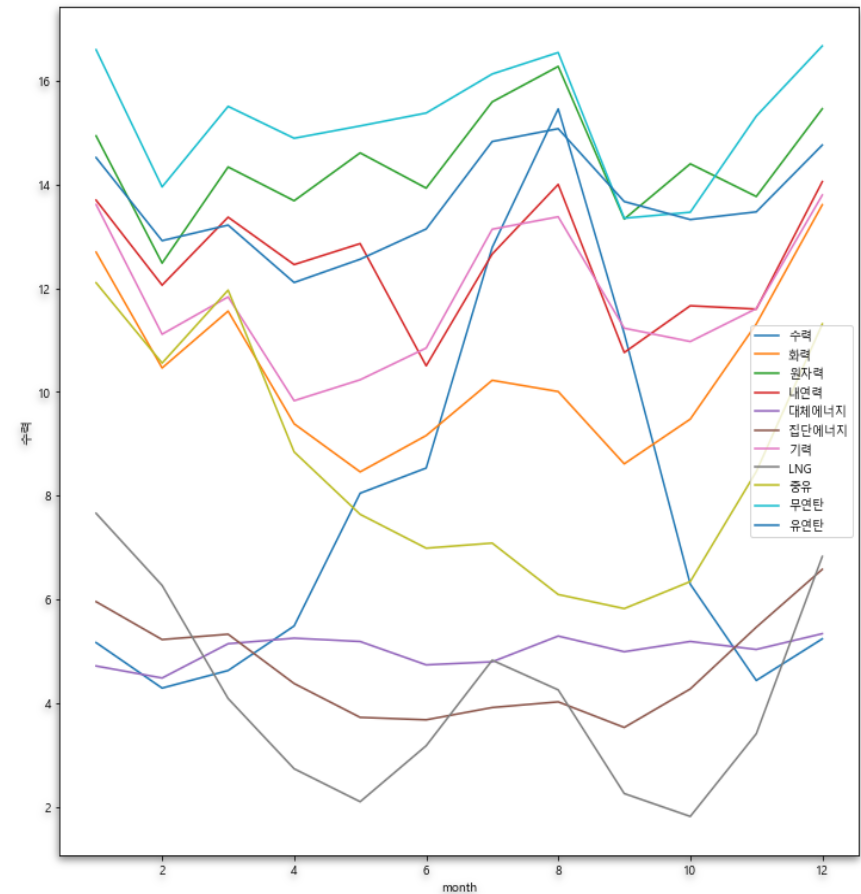
## (1) 발전 전력량 추이



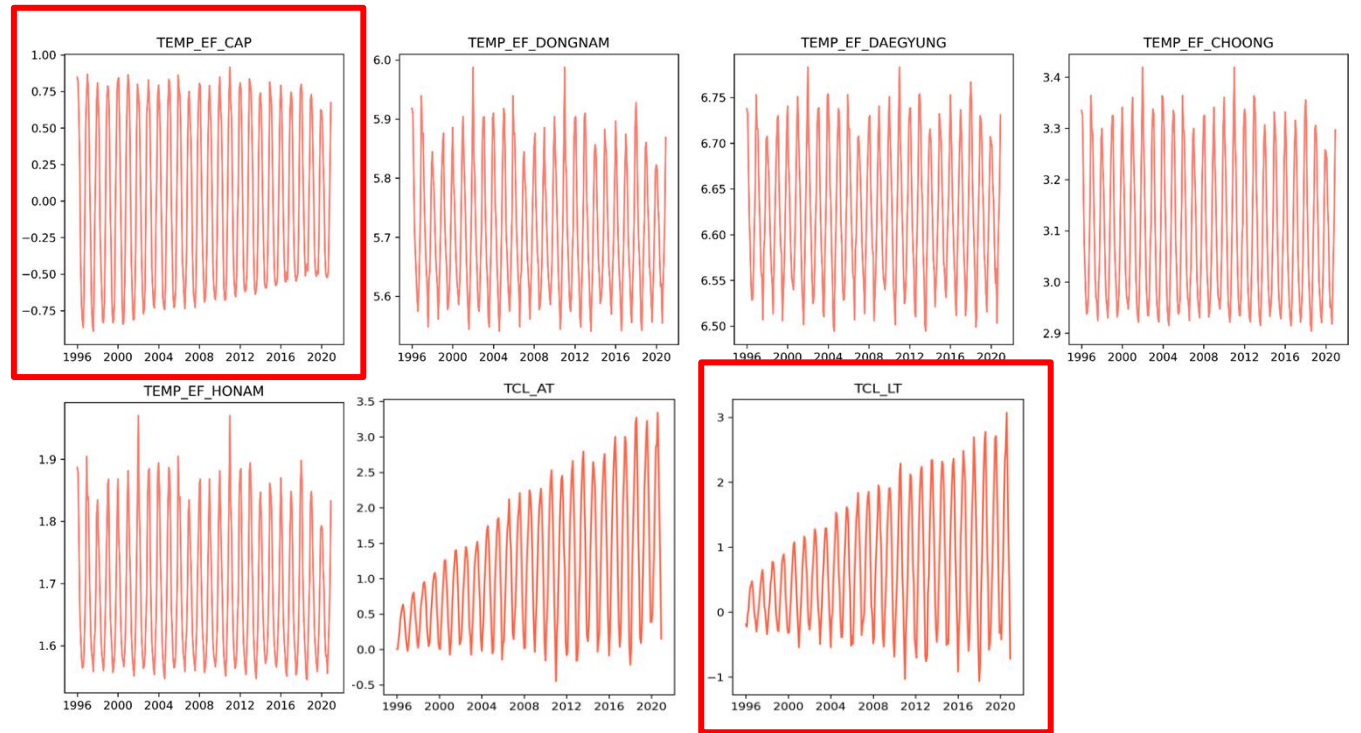
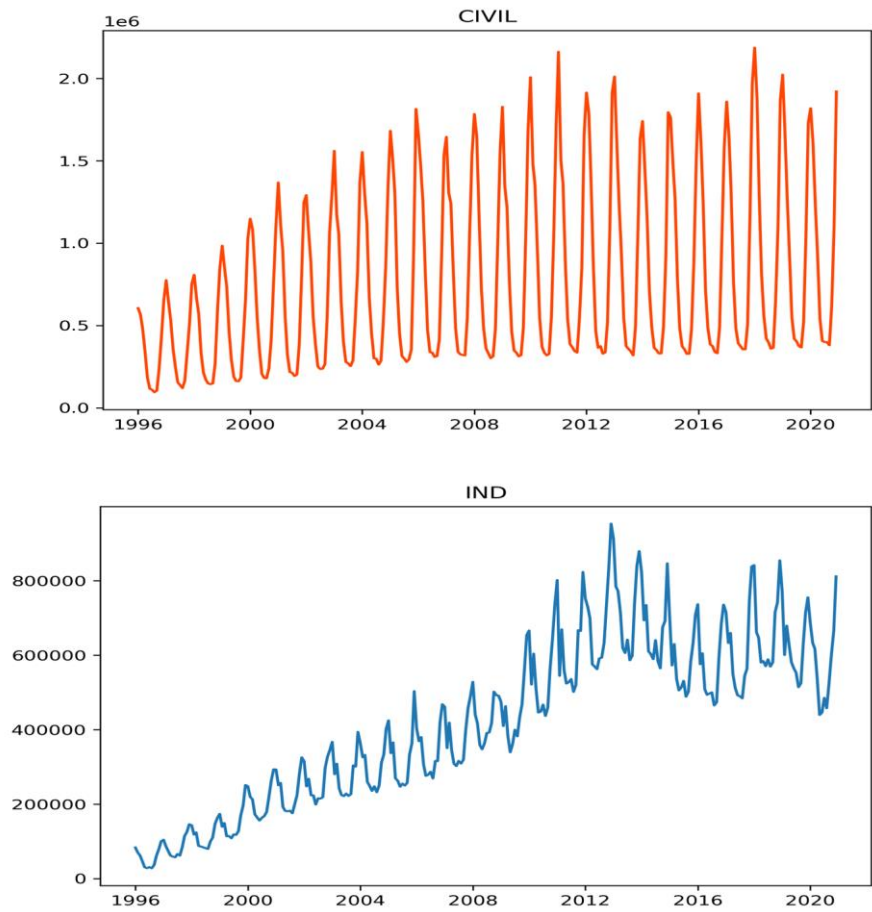
# 산업 수요 Feature

## (2) 용도별 판매 전력량 추이

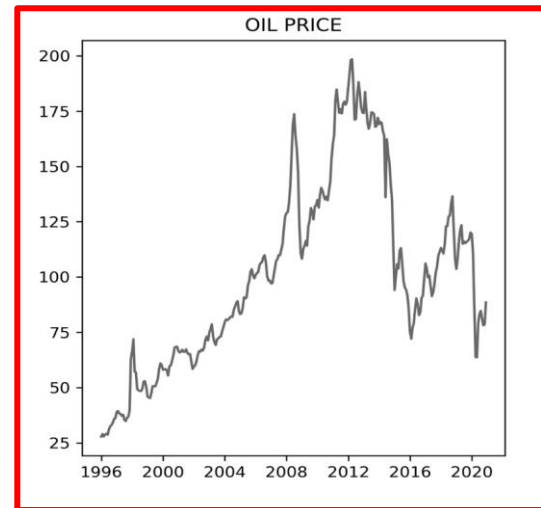
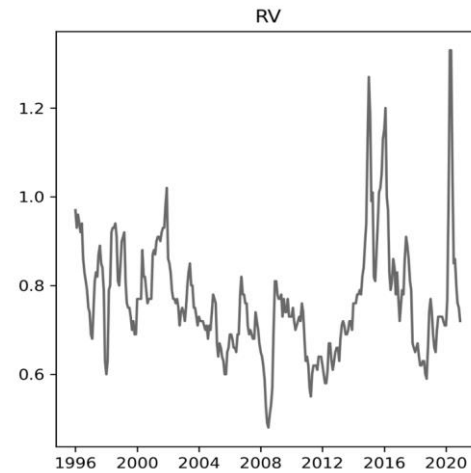
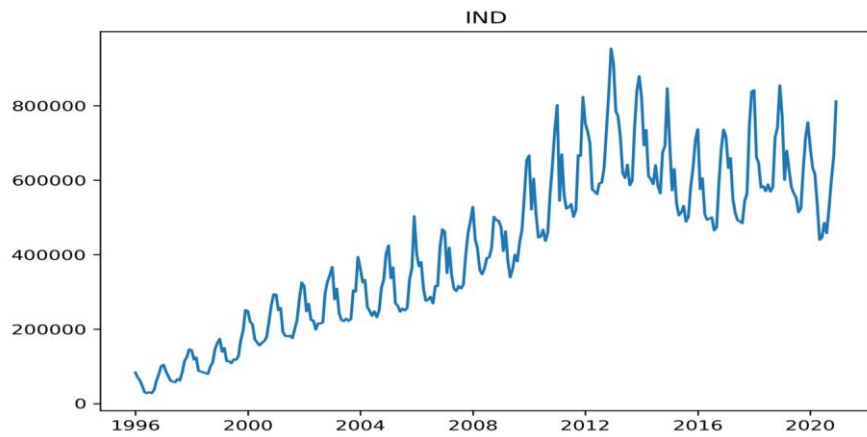
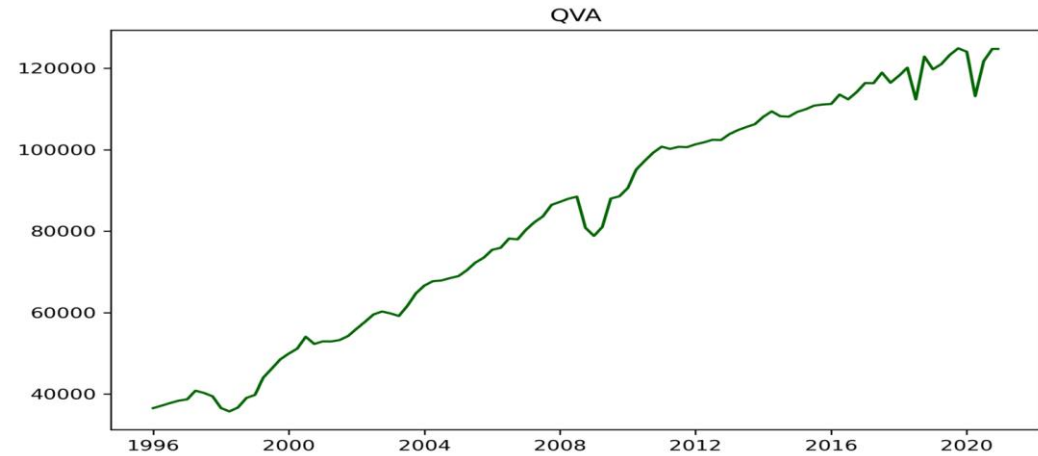
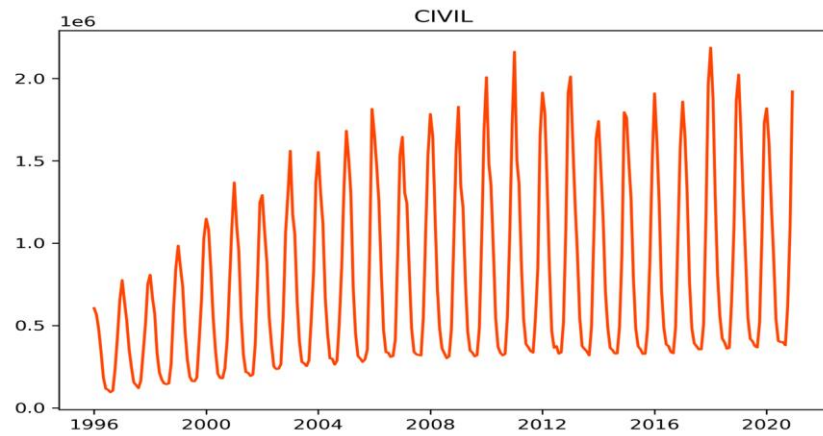
	datetime	year	month	수력	화력	원자력	내연력	집단에너지	대체에너지	기력	중유	무연탄	유연탄	LNG
0	1996-01-01	1996	1	363291	2119473	5914976	72696	0	0	8408979	0	0	0	0
1	1996-02-01	1996	2	356379	1875589	5497157	64679	0	0	7593086	0	0	0	0
2	1996-03-01	1996	3	362980	1923728	6195468	64834	0	0	8306941	0	0	0	0
3	1996-04-01	1996	4	367415	1747174	5637764	62517	0	0	8299351	0	0	0	0
4	1996-05-01	1996	5	440662	2092955	5800186	60807	0	0	8156027	0	0	0	0
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
295	2020-08-01	2020	8	1074388	10603489	12526259	39266	3479530	2697249	19959998	121015	155300	19568516	115167
296	2020-09-01	2020	9	880238	9780155	9292564	40082	3049505	2718018	18228194	515236	17746	17653756	41455
297	2020-10-01	2020	10	473979	9393692	13468311	36319	3030188	2896983	13625540	109619	10420	13494382	11118
298	2020-11-01	2020	11	424738	9343792	14048115	43054	4412968	2612808	13868808	245122	258801	13364885	0
299	2020-12-01	2020	12	496020	12254957	15059831	51986	5254718	2727885	15511381	374707	230340	14724087	182248



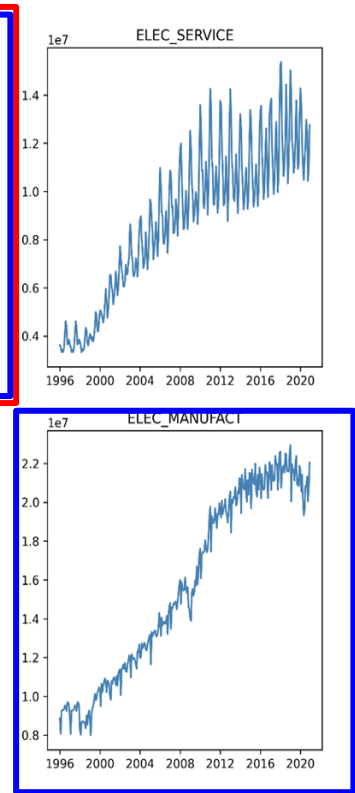
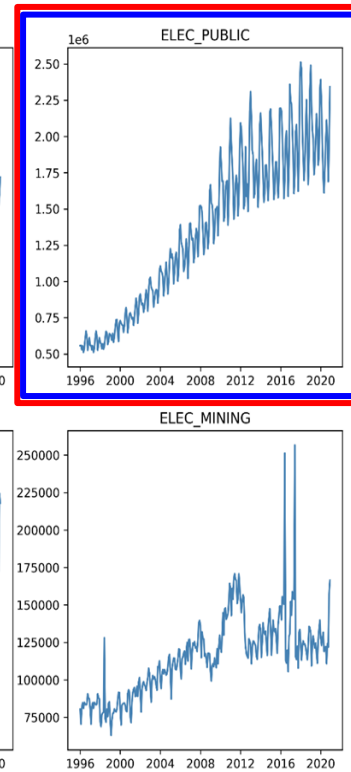
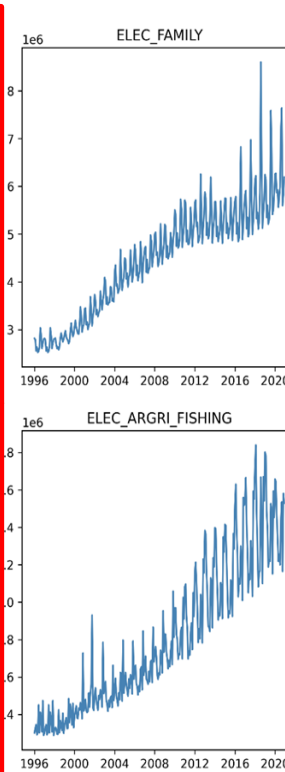
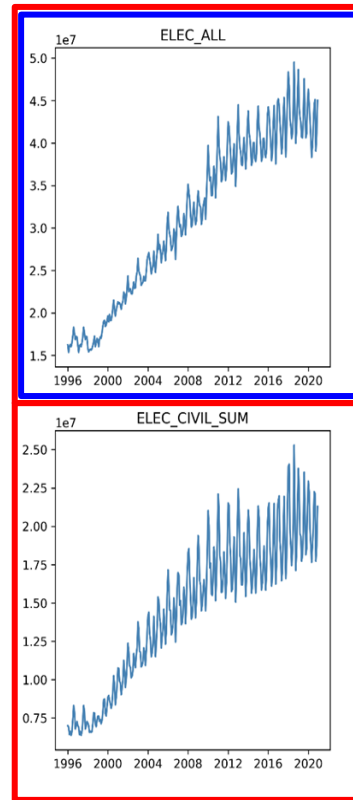
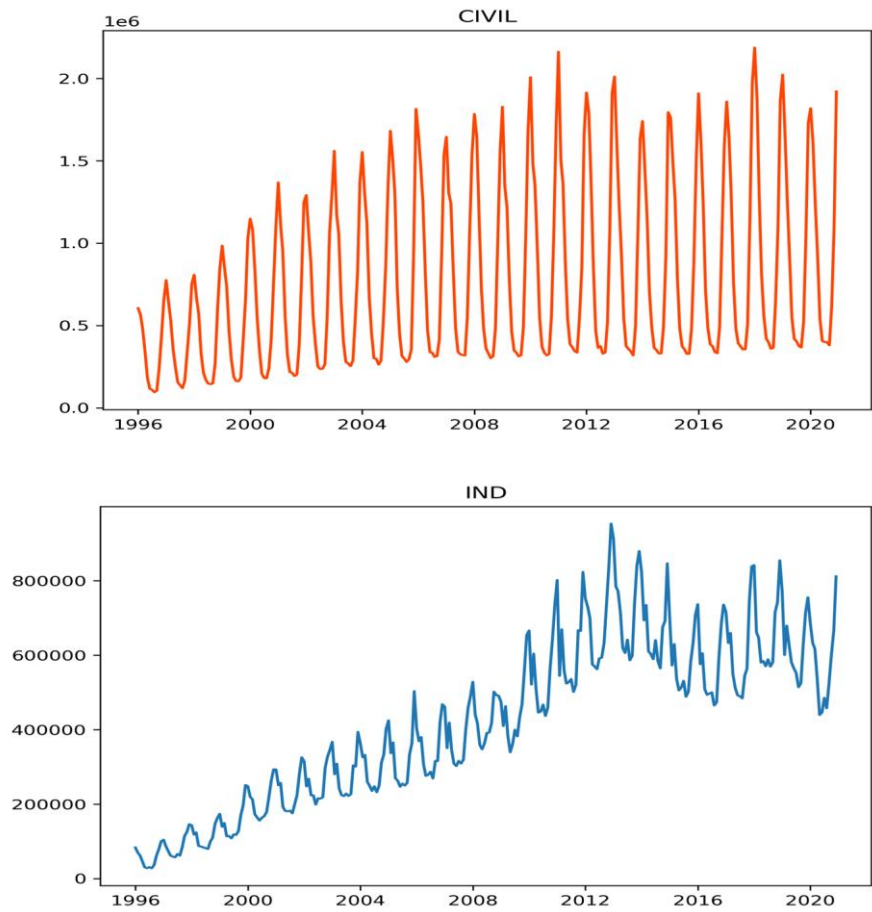
# Feature 비교



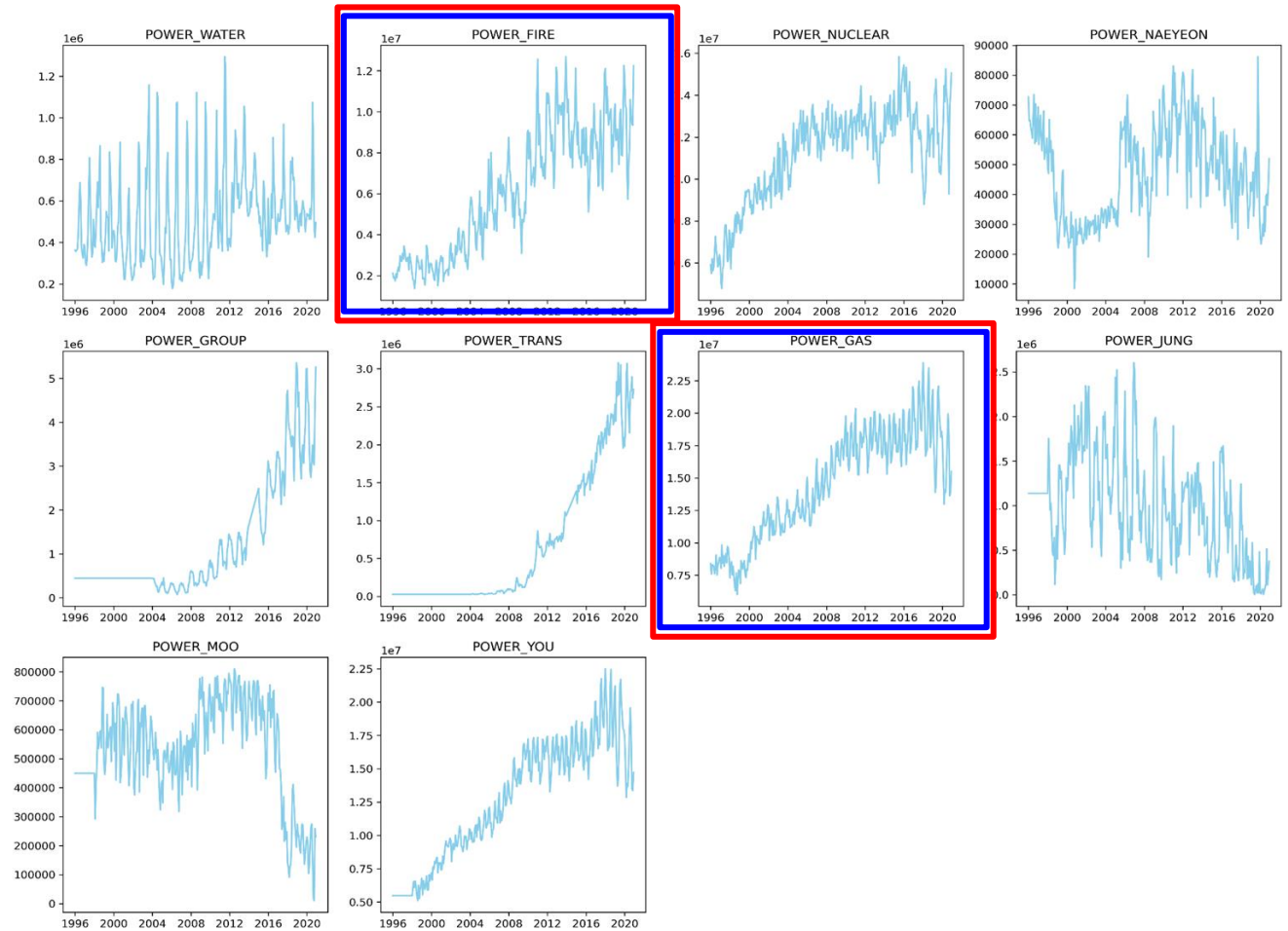
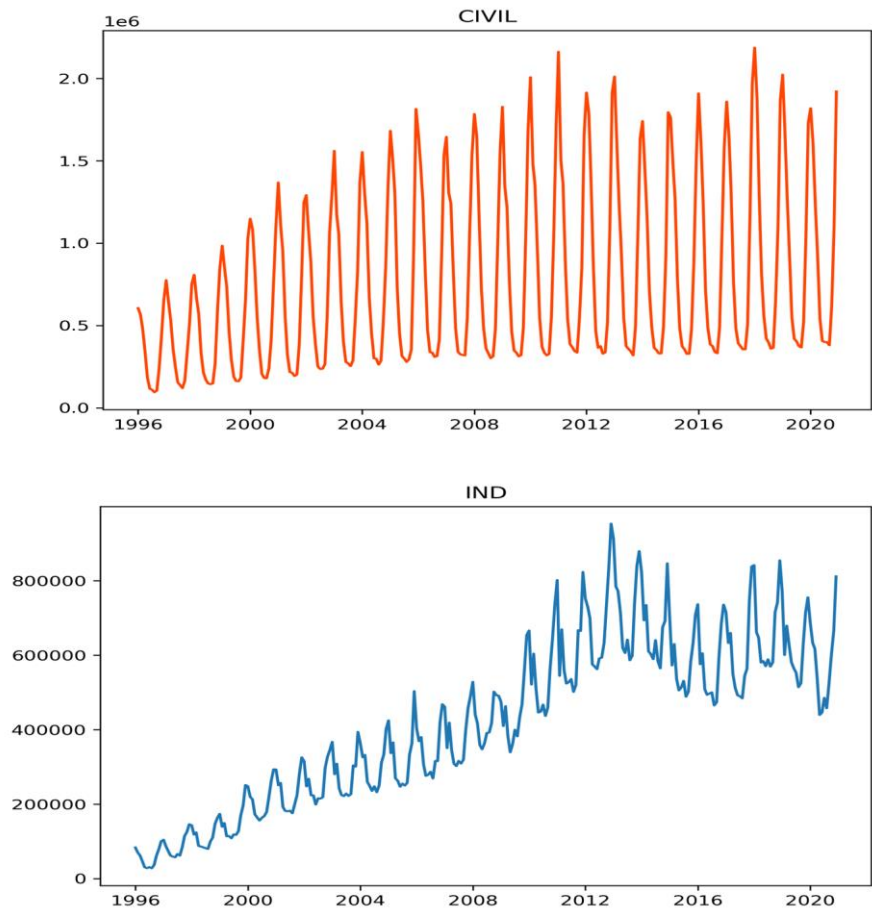
# Feature 비교



# Feature 비교



# Feature 비교







TOMATO



2:00 PM

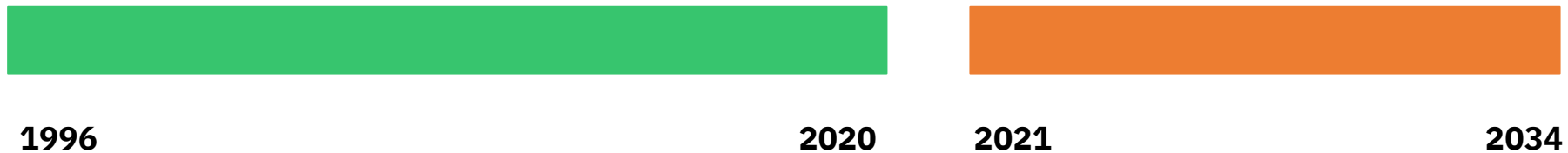
100%



## 2. 모델 (1) : Prophet

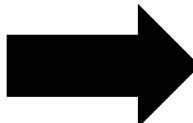


# Feature 예측의 필요성



25년간의 데이터를 활용하여 14년 미래를 예측해야함  
시계열 예측 활용 시 추세, 계절성, 이동평균에 의존  
도메인 지식을 활용한 미래 Feature 예측 후 딥러닝 사용

# Feature 예측의 필요성

Prophe  LSTM

**t** Prophet 모델을 활용한 미래 Feature 예측  
LSTM 모델을 활용한 도시가스 수요 예측

# 미래 Feature 예측 모델



## Prophet

: Automatic Forecasting Procedure

페이스북에서 만든 **시계열 예측 라이브러리**로, 통계적 지식이 없어도 활용이 쉽다.

또한 도메인 지식을 활용하여 파라미터 조절을 통해 예측을 조절 할 수 있다.

# Prophet 모델의 주요 구성요소

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_i$$

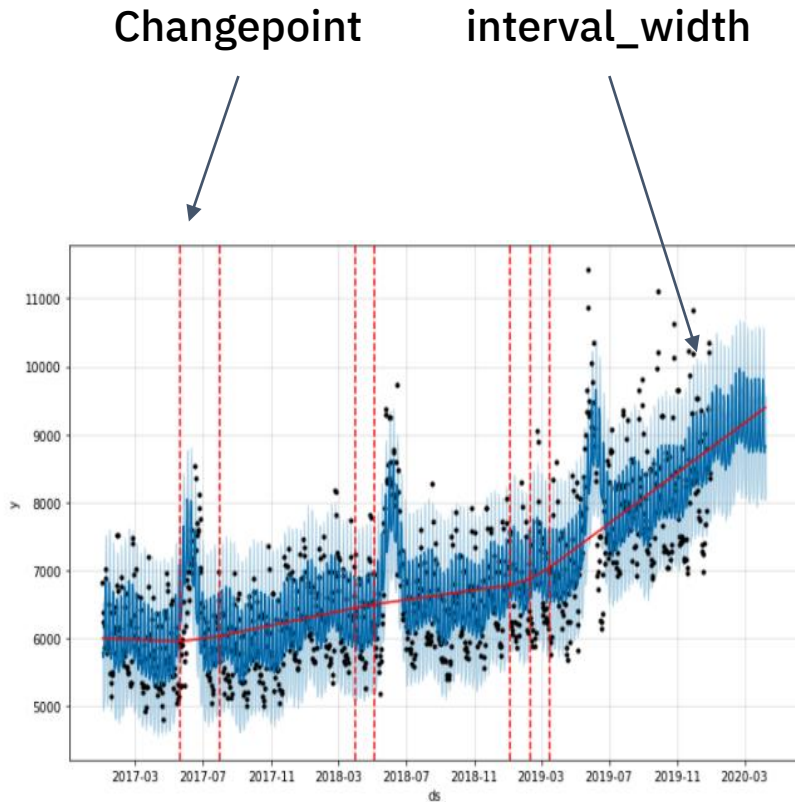
$g(t)$  트렌드 : 주기적이지 않은 변화, 선형 혹은 Logistic 곡선으로 이루어져 있음

$s(t)$  계절성 : Seasonality 즉, weekly, yearly 등 주기적으로 나타나는 패턴

$h(t)$  휴일효과 : Holiday 즉, 휴일과 같이 불규칙한 이벤트

$\epsilon_i$  : 정규분포를 가정한 오차

# Prophet 모델 사용 파라미터



"changepoint\_prior\_scale" : trend(changepoint)의 유연성

"changepoint\_range" : trend 설정 가능 범위

"seasonality\_prior\_scale" : 계절성 반영 강도

"weekly\_seasonality" : 주 계절성

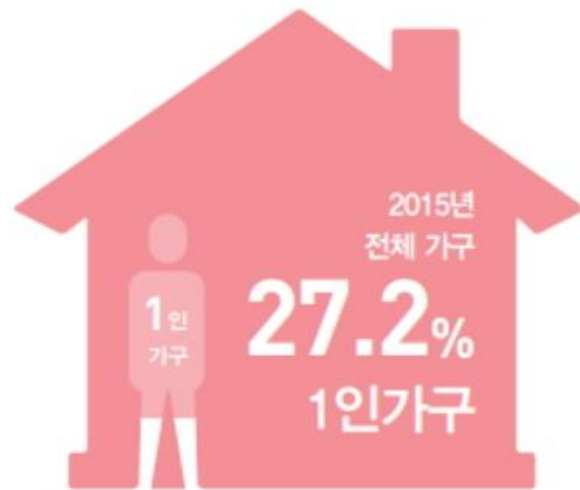
"yearly\_seasonality" : 연 계절성

"seasonality\_mode" : additive / multiplicative

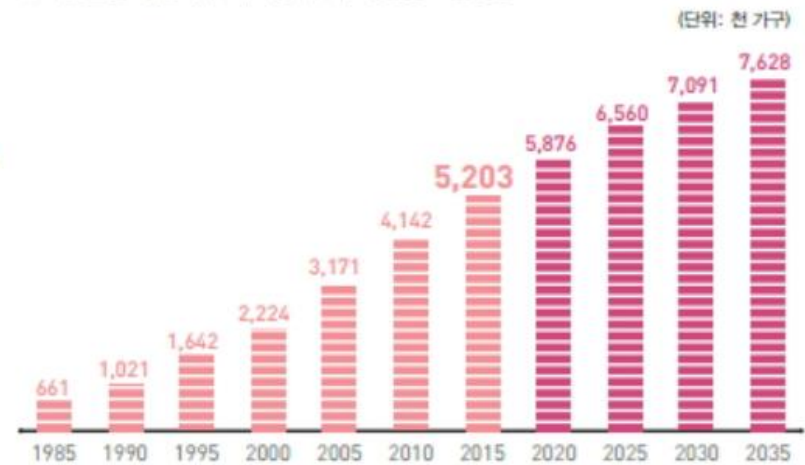
"holidays\_prior\_scale" : 휴일효과 반영 강도

"interval\_width" : yhat 불확실성의 범위

# 민간 수요 Feature 예측 방향성



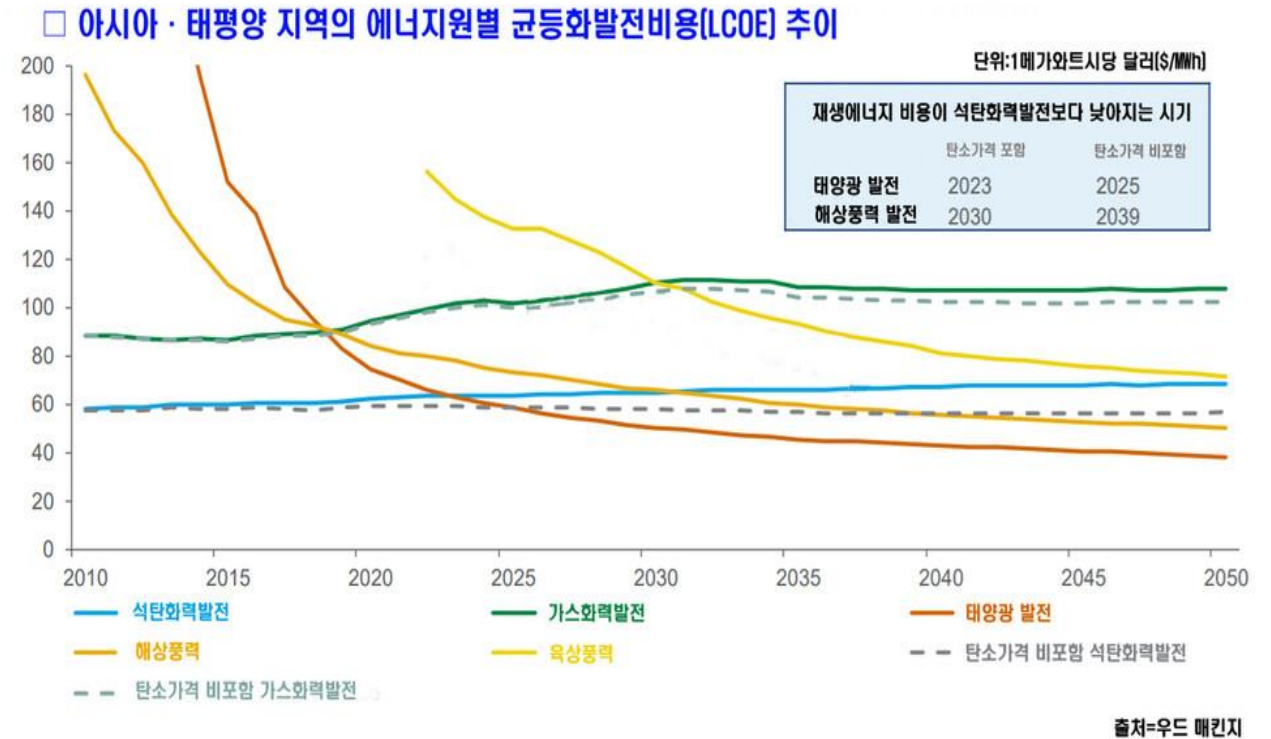
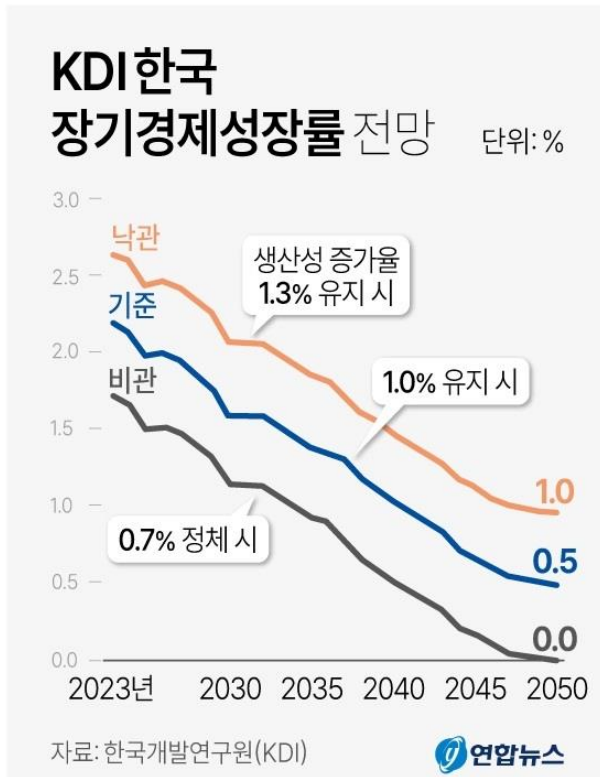
▶ 연도별 1인가구 수 및 추계: 1985~2035



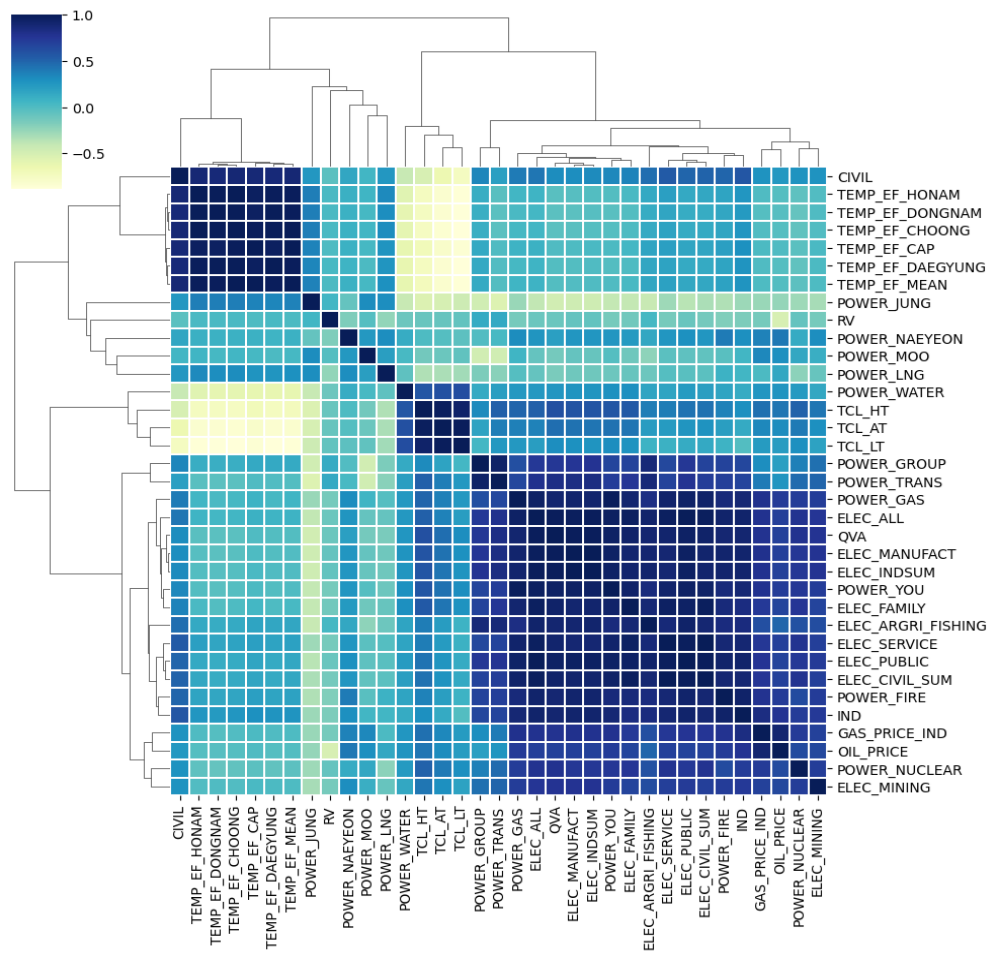
주: 1985~2015년은 인구주택총조사 결과이며 2020~2035년은 장래가구추계에서 발표된 1인가구 추계임.  
자료: 통계청, 인구주택총조사, 각 연도, 통계청, 장래가구추계, 2012

▲ 보건복지부 '통계로 보는 사회보장 2016'

# 산업 수요 Feature 예측 방향성



# Feature 선정 근거



## [ 민수용 ]

LT

: -0.740967

CAP\_TEMP\_EF

: 0.877406

POWER\_FIRE

: 0.494229

POWER\_GAS

: 0.389385

ELEC\_PUBLIC

: 0.493577

ELEC\_CIVIL\_SUM

: 0.503671

OIL\_PRICE

: 0.246144

## [ 산업용 ]

MEAN\_TEMP\_EF

: 0.276981

POWER\_FIRE

: 0.930535

POWER\_GAS

: 0.888670

ELEC\_ALL

: 0.924607

ELEC\_PUBLIC

: 0.924640

ELEC\_MANUFACT

: 0.914618

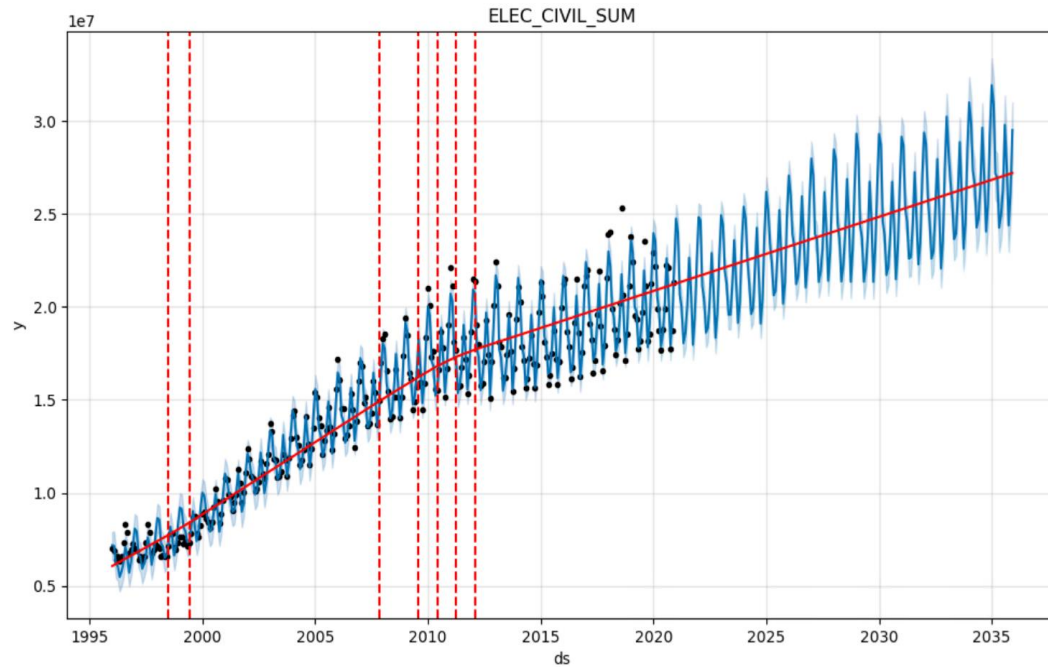
ELEC\_INDSUM

: 0.916622

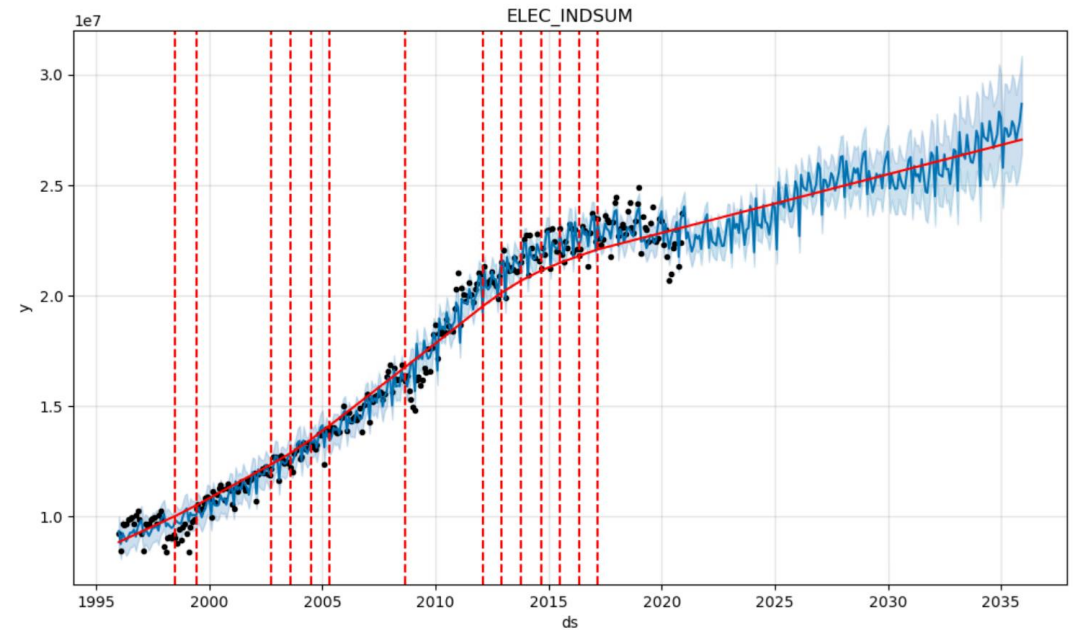


# Feature 미래 예측 결과

## < 민수용 전력소모량 >



## < 산업용 전력소모량 >





TOMATO



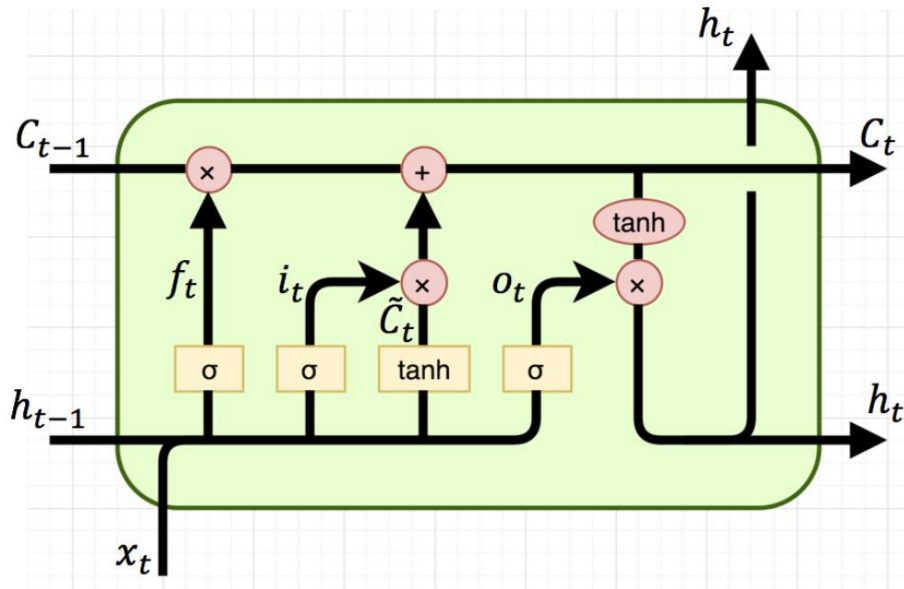
2:00 PM

100%



# 3. 모델 (2) : LSTM

# 최종 천연가스 수요 예측 모델



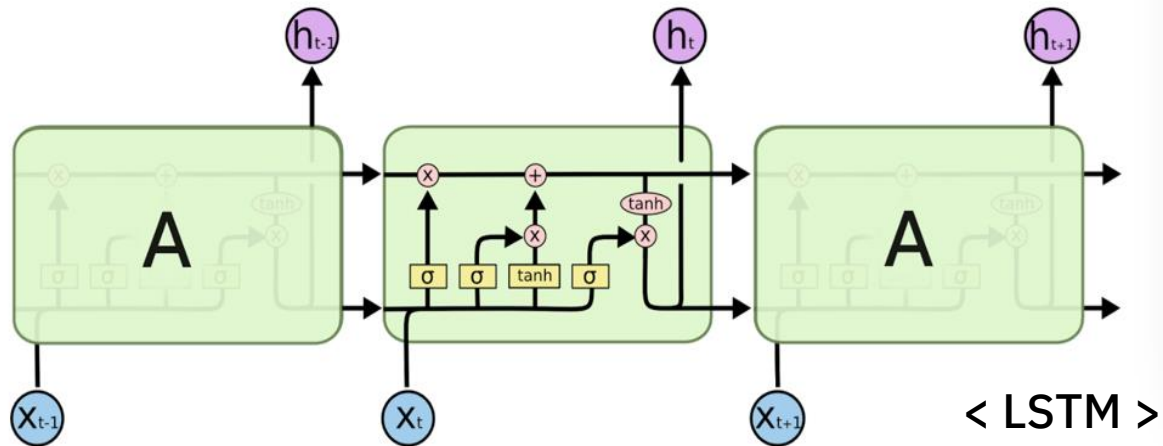
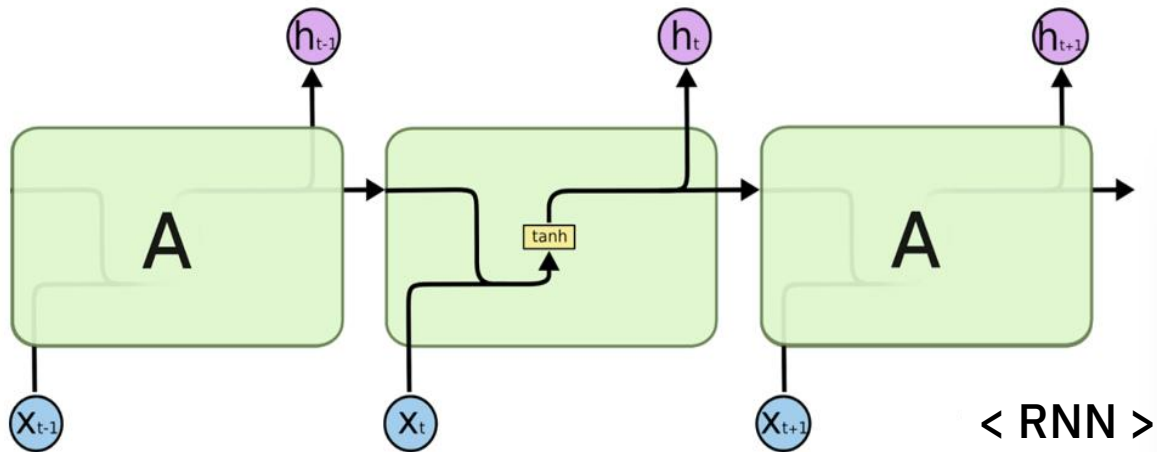
## LSTM

: Long Short-Term Memory

LSTM은 RNN의 한 종류로, 긴 의존 기간을 필요로 하는 학습을 수행할 수 있다.

기존 RNN의 역전파시 그래디언트가 점차 줄어 학습능력이 크게 저하되는 문제를 극복하기 위해 고안되었다.

# LSTM 기본 구조



**LSTM**은 RNN의 은닉층에 Cell-State를 추가한 구조이다.

RNN은 타임스텝이 진행될 때 한 셀에서 다음 셀로 전달되는 정보의 수가 1개 즉, 단기 기억 뿐이다.

반면, **LSTM**은 장기, 단기 기억의 정보가 모두 전달된다.

이로써 시계열 데이터와 같은 순차 데이터를 처리할 때 입력의 길이가 길어져도 이전 정보를 더 오래 기억할수 있으므로 RNN보다 **장기 시계열 예측 성능이 더 좋다.**

# 커스텀 LSTM 모델 구조 및 학습 파라미터

< 민수용 >

lstm_9_input	input:	[(None, 18, 10)]
InputLayer		
float32	output:	[(None, 18, 10)]

lstm_9	input:	(None, 18, 10)
LSTM	relu	
float32	output:	(None, 32)

dense_17	input:	(None, 32)
Dense	linear	
float32	output:	(None, 1)

WINDOW\_SIZE=18

loss='mape'

optimizer='adam'

activation='relu'

epochs=120

batch\_size=16

< 산업용 >

lstm_10_input	input:	[(None, 18, 7)]
InputLayer		
float32	output:	[(None, 18, 7)]

lstm_10	input:	(None, 18, 7)
LSTM	relu	
float32	output:	(None, 64)

dense_18	input:	(None, 64)
Dense	linear	
float32	output:	(None, 32)

dense_19	input:	(None, 32)
Dense	linear	
float32	output:	(None, 16)

dense_20	input:	(None, 16)
Dense	linear	
float32	output:	(None, 1)

WINDOW\_SIZE=18

loss='mape'

optimizer='adam'

activation='relu'

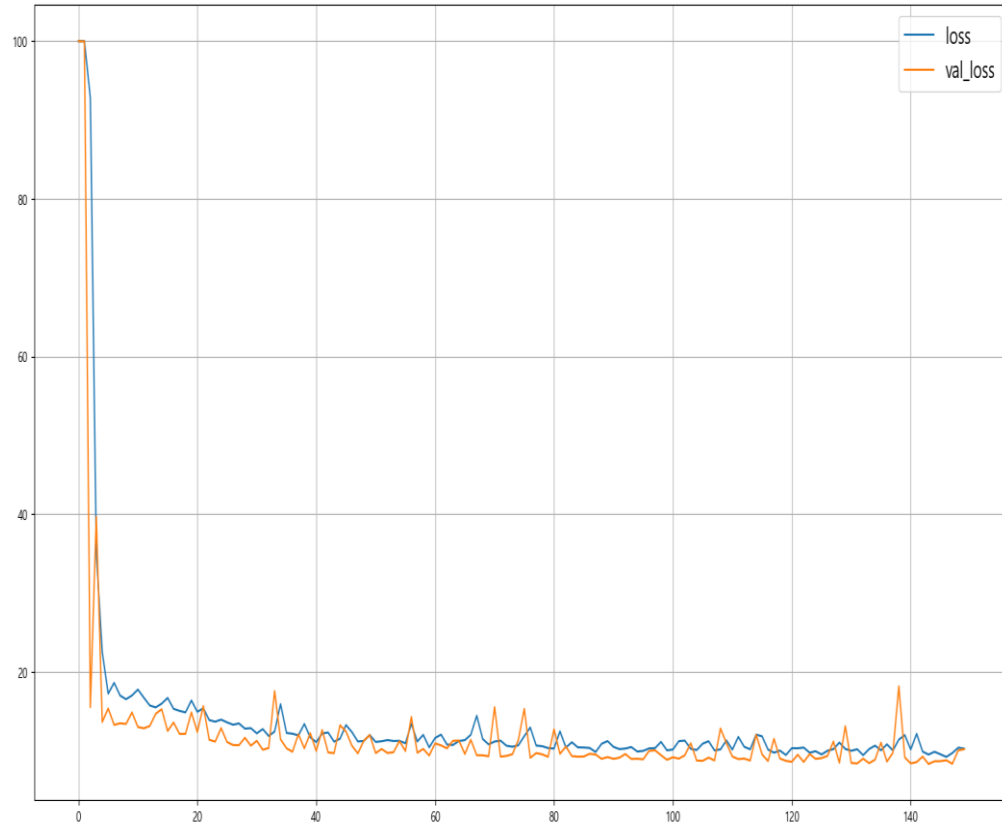
epochs=120

batch\_size=16

# LSTM 모델 성능 검증

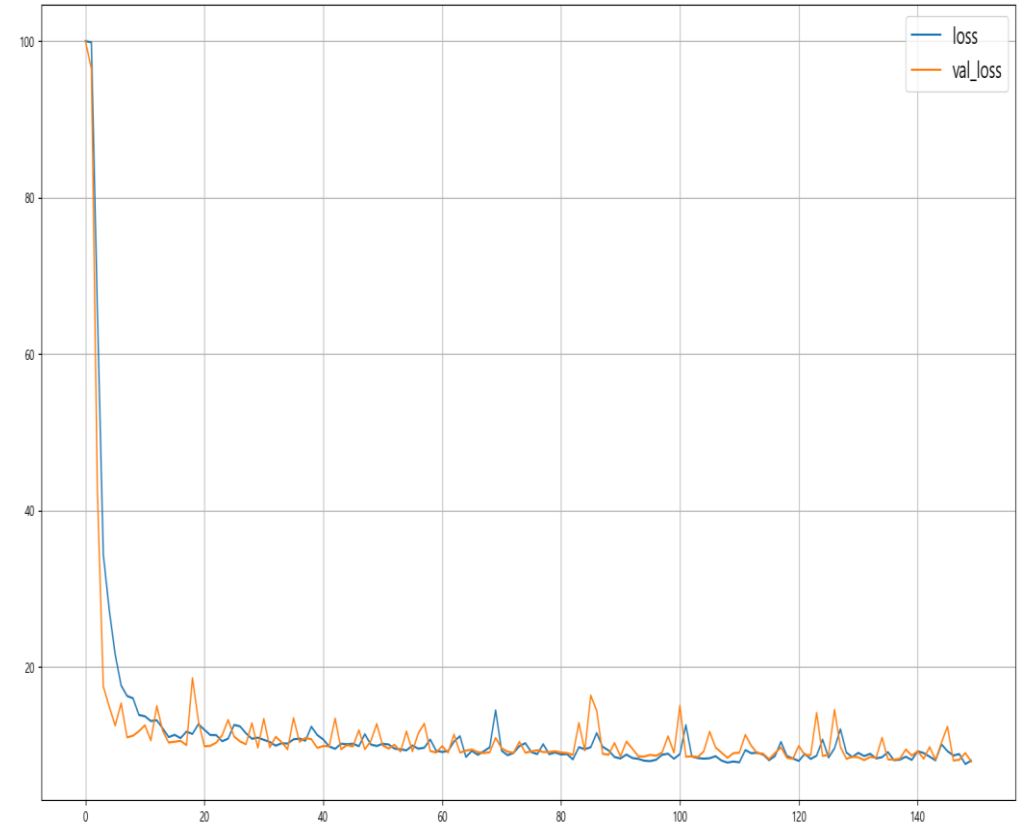
## < 민수용 >

민수용 예측모델 과대적합 테스트



## < 산업용 >

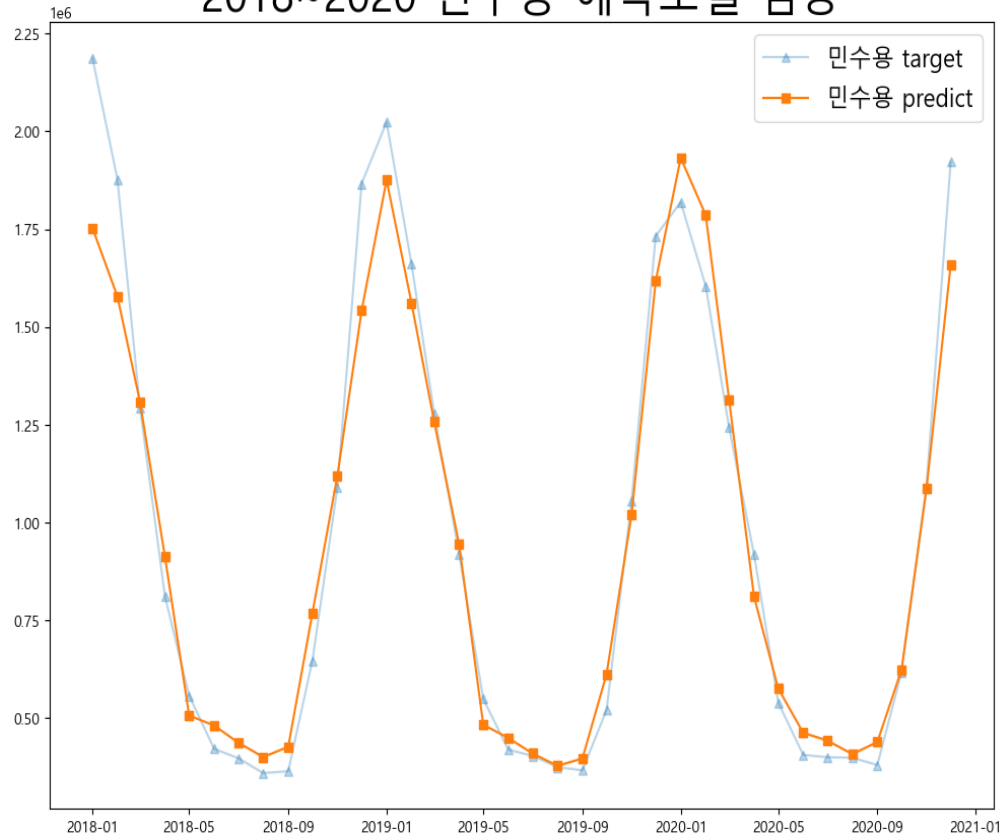
산업용 예측모델 과대적합 테스트



# LSTM 모델 성능 검증

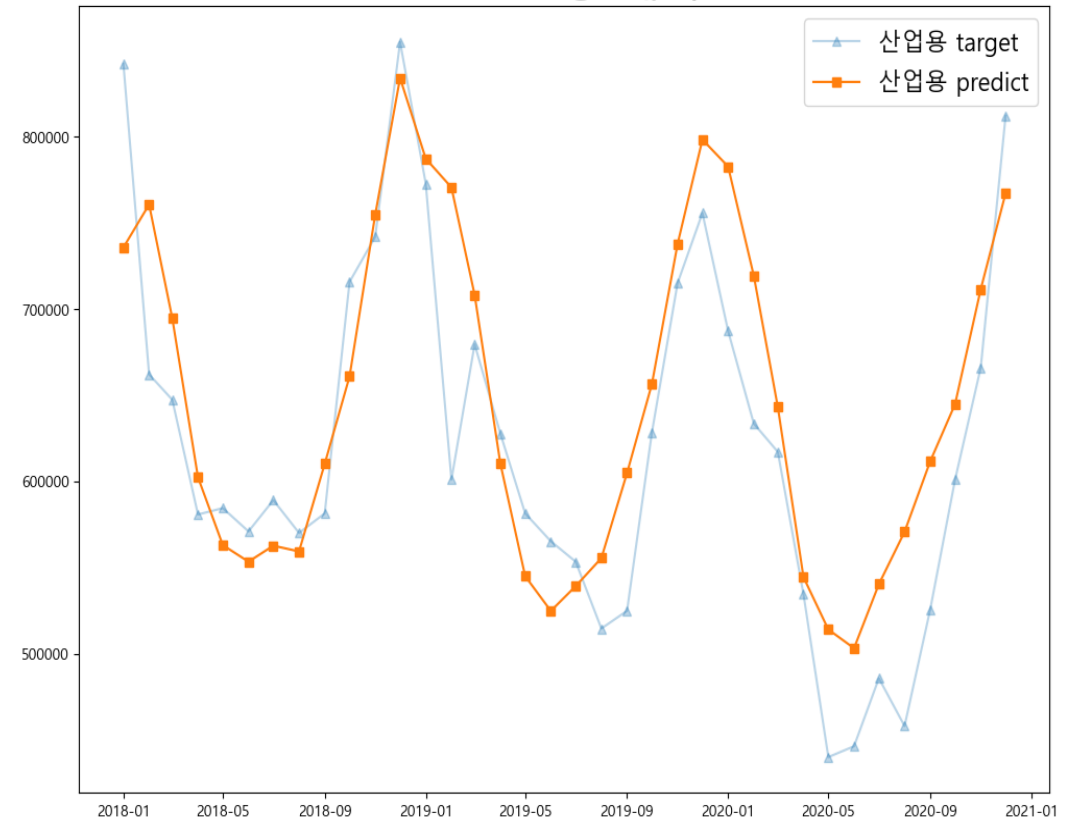
## < 민수용 >

2018~2020 민수용 예측모델 검증



## < 산업용 >

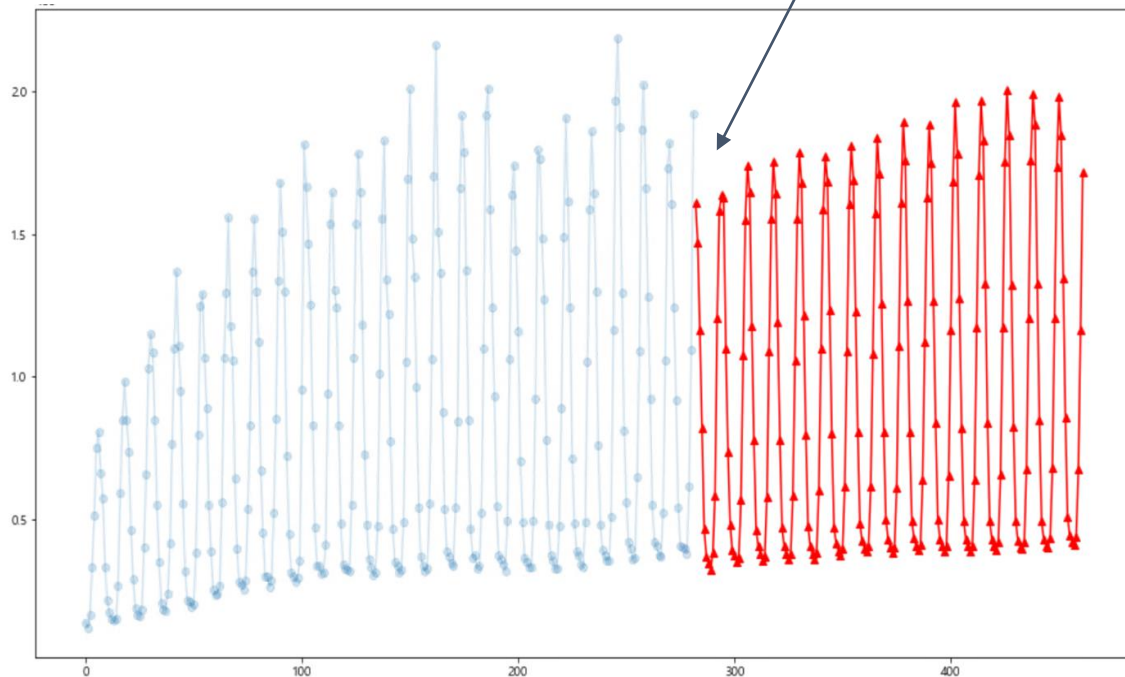
2018~2020 산업용 예측모델 검증



# LSTM 모델 예측 결과

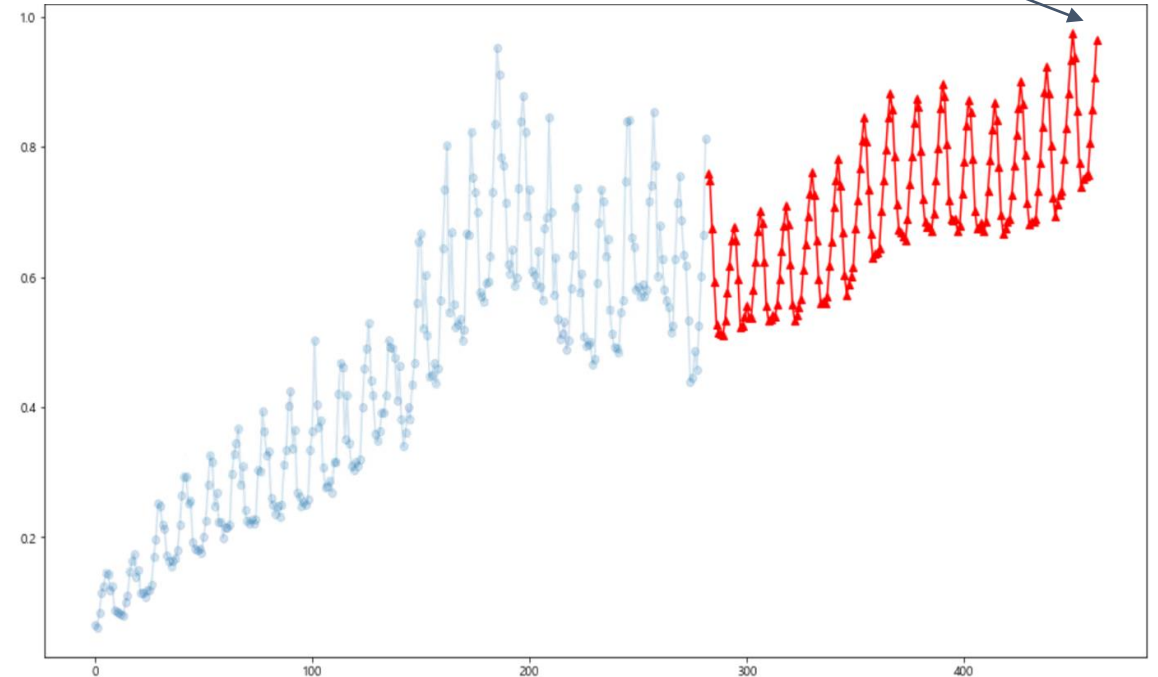
< 민수용 >

예측 시작(2021년 1월)



< 산업용 >

예측 종료(2034년 12월)







TOMATO



2:00 PM

100% 

## 4. 향후 활용 방안

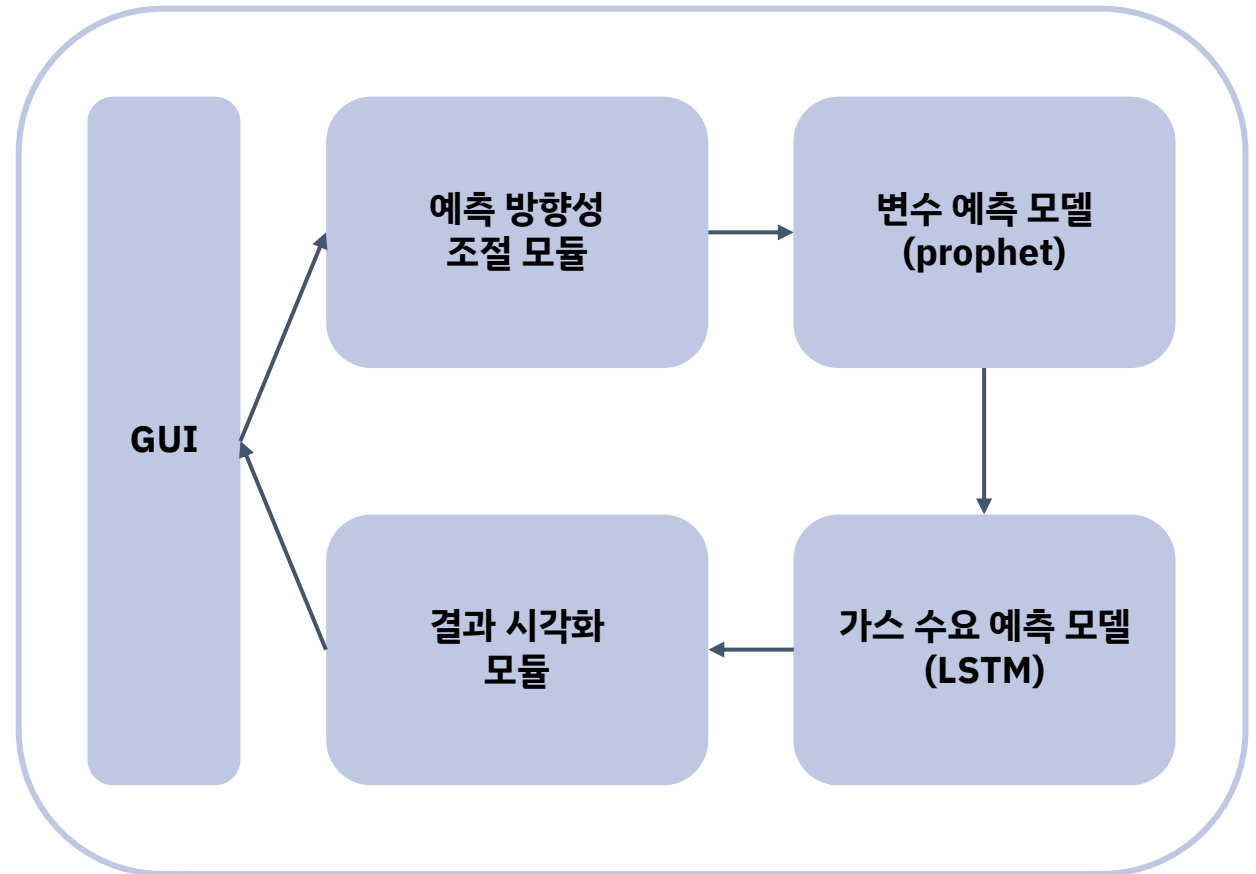
# 현장 적용 방안



도메인 지식을 통  
한 입력변수 예측  
방향성 조절

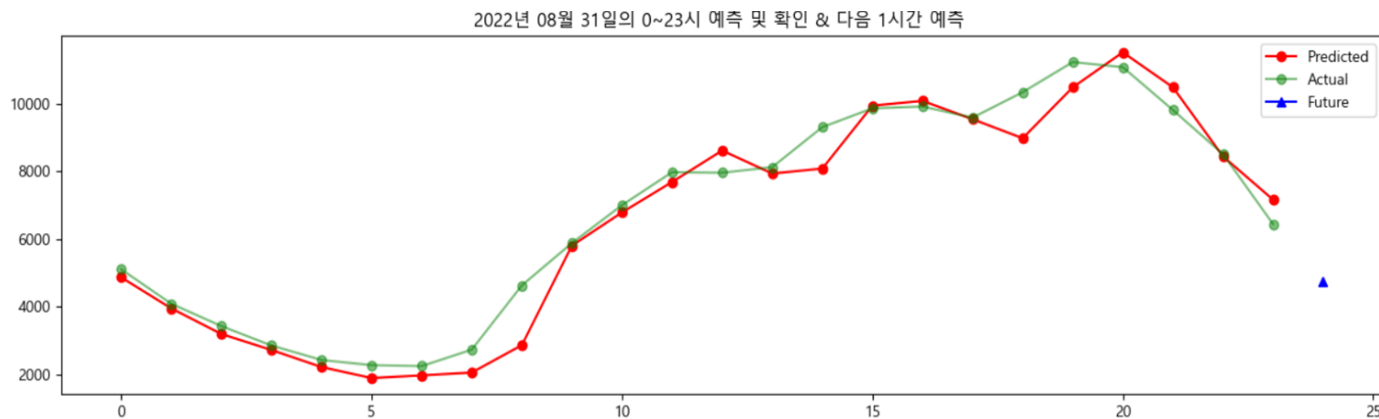


가스 수요 예측값  
시각화 제공



# 기타 활용 방안

Prophet / LSTM을 활용하여  
인구 밀집사고 방지를 위한  
장단기 유동인구 예측에 활용 가능



## Floating Population Forecast

Select predict term

Long term predict

Long term floating population predict using prophet

changeoint\_prior\_scale

0.05

0.005

seasonality\_prior\_scale

20

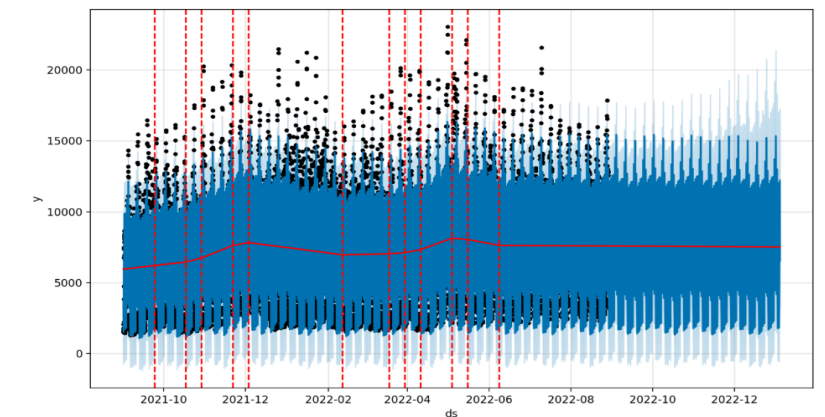
0.2

1

50

예측 기간 (시간)

3000



# 기타 활용 방안

## Floating Population Forecast

Select predict term

Short term predict

### Short term floating population predict using LSTM

6시간전 인구수

3000

0

2시간전 인구수

7500

0

5시간전 인구수

3500

0

1시간전 인구수

10000

0

4시간전 인구수

5500

0

지금 인구수

13000

0

3시간전 인구수

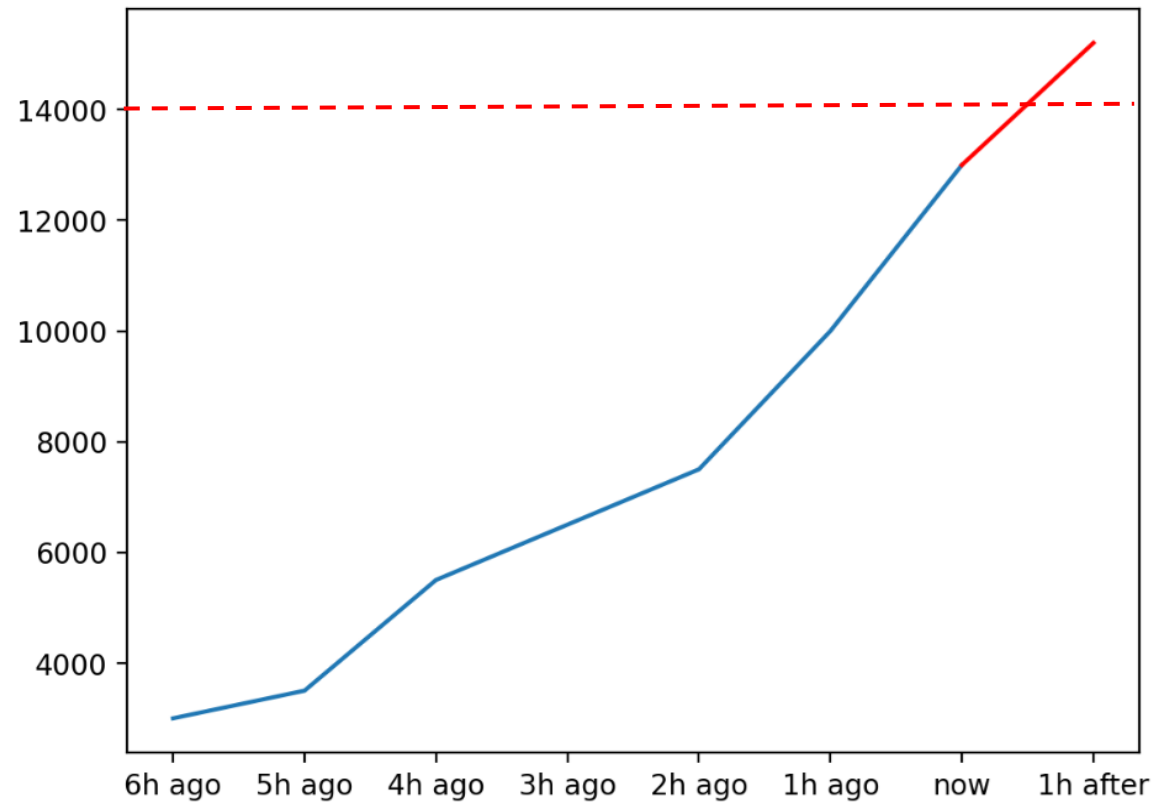
6500

0

1시간 후 예상인구: 15205명

Predict

유동인구수가 기준치를 초과하였습니다!





TOMATO



2:00 PM

100% 

**Q&A**  
**Thank you!**





# 자료 출처

- 제 14차 천연가스 수급계획 2021~2034
- 용도별 특성을 고려한 도시가스 수요함수의 추정
- 지역별 산업용 도시가스 수요예측 모형
- 통계청
- 전략 통계 정보 시스템