

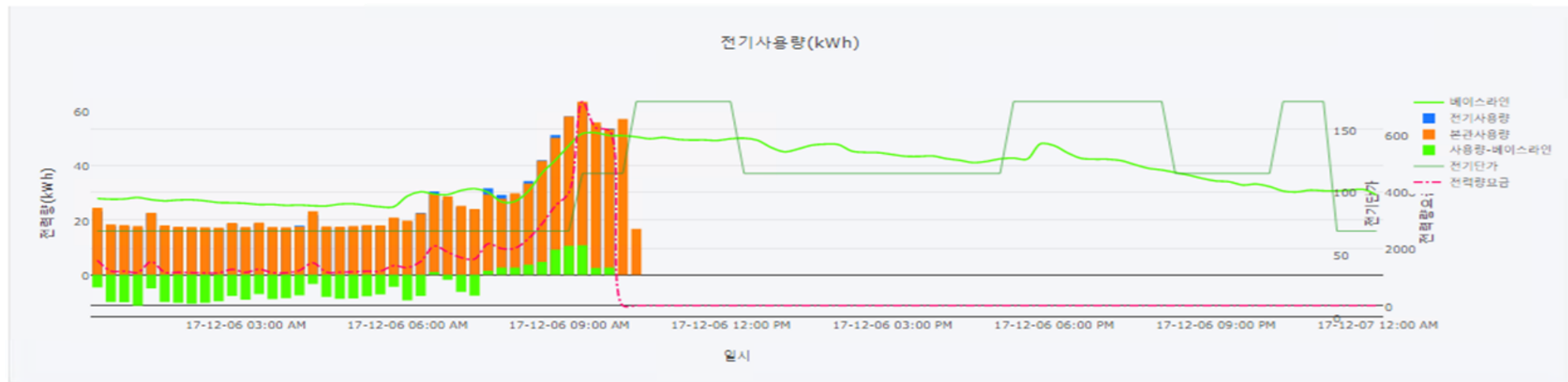
## 6.2. 에너지 사용량예측 딥러닝모델 개발



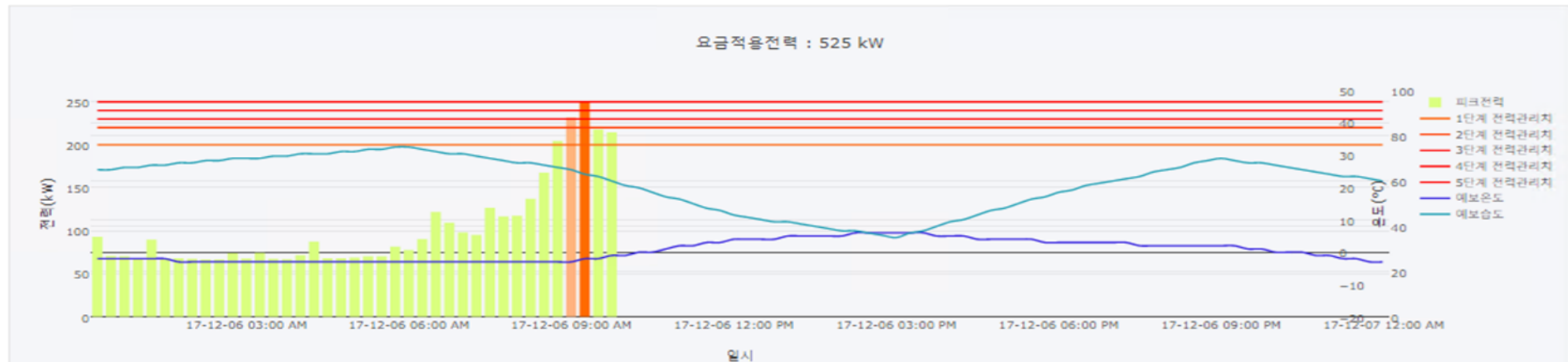
# 에너지 사용량 예측모델

에너지 사용량 예측은 건물 에너지 최적화에 필수적인 기본기능입니다.

○ 전기 사용량 : 베이스라인 대비 증감 -170kWh



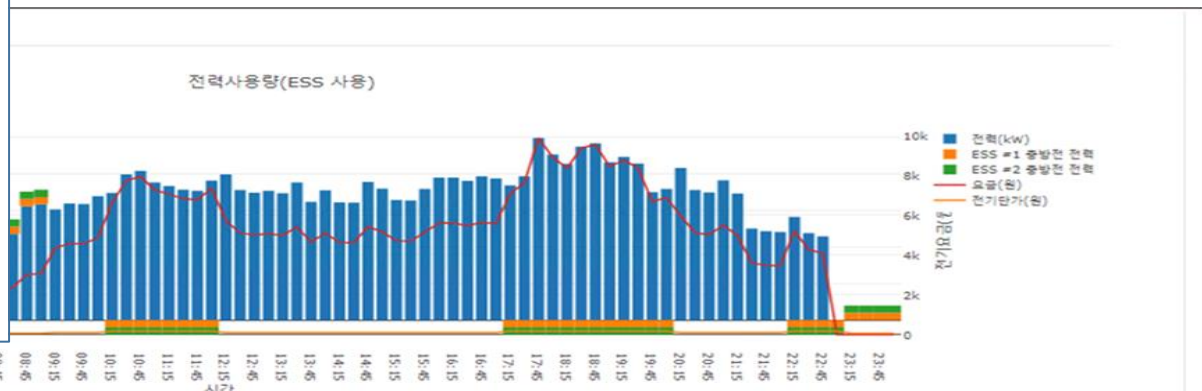
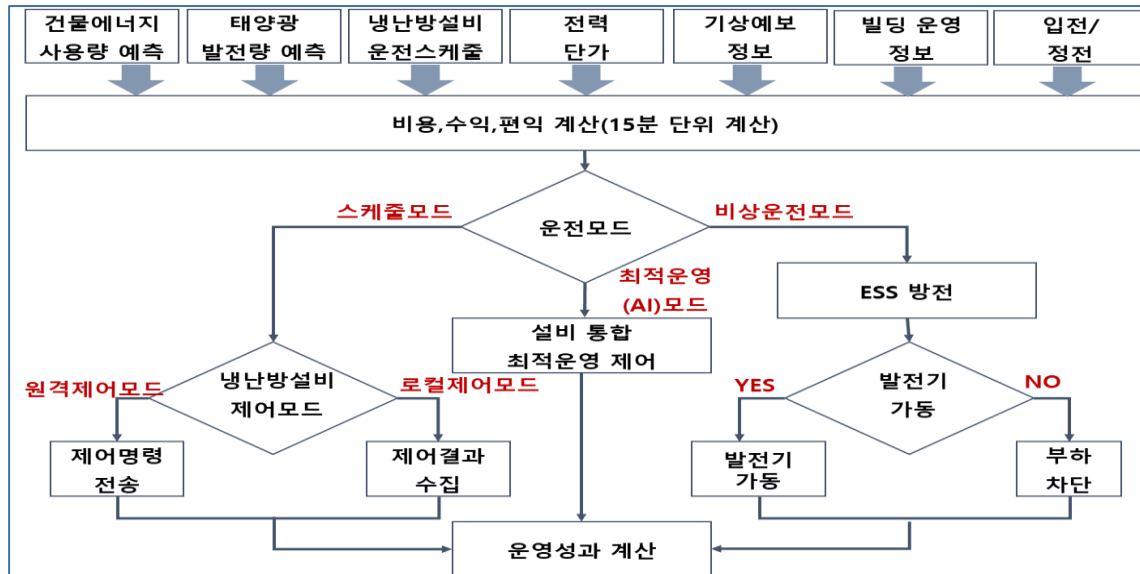
○ 피크전력



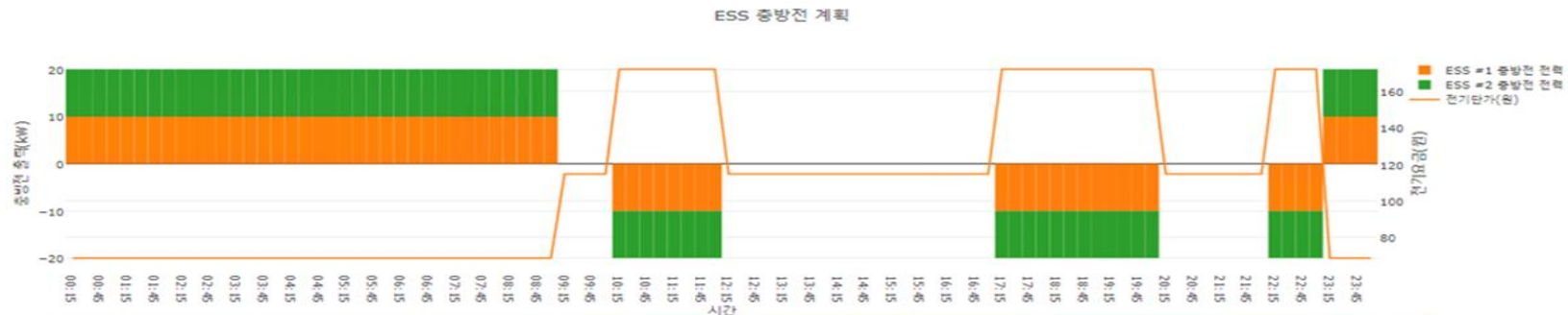
# 에너지 사용량 예측

에너지 사용량 예측은 건물 에너지 최적화에 필수적인 기본기능입니다.

예측 모델은 대부분의 운영 최적화, 스케줄링에 필요하므로 다양한 분야에 활용이 가능합니다.



ESS 충방전계획



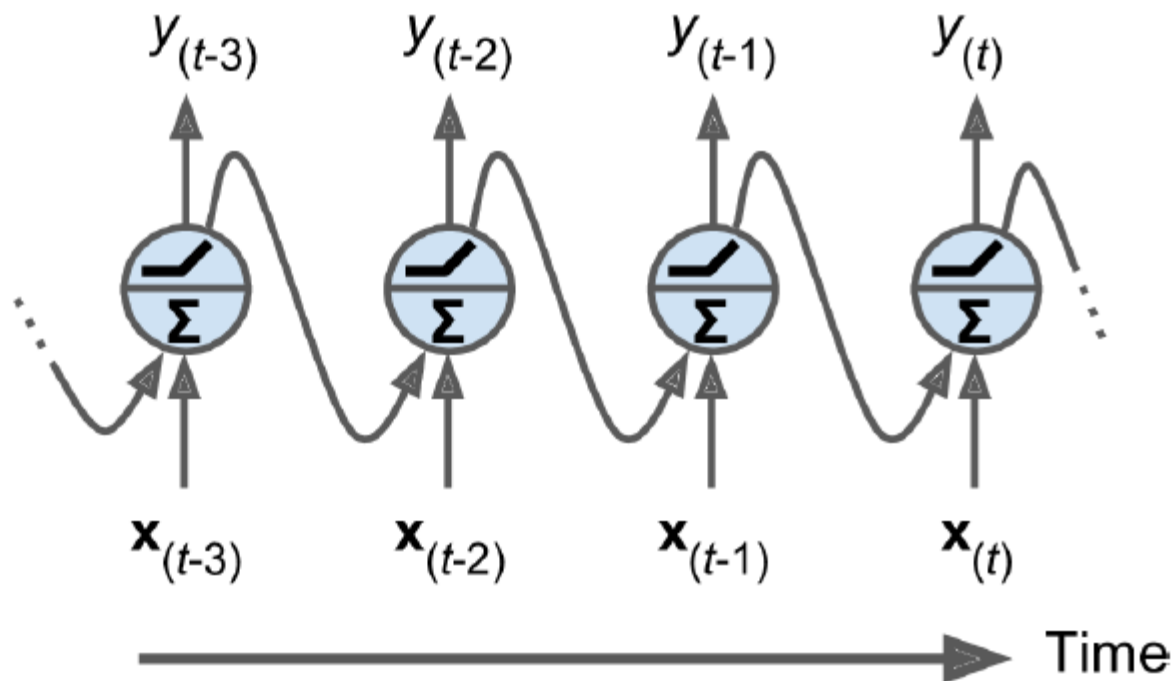
# 예측 모델 - RNN(Recurrent Neural Network)

순환신경망은 고정 길이 입력이 아닌 임의의 길이를 가진 시퀀스를 다룰 수 있습니다. 순환신경망은 시계열 데이터를 분석해서 미래값을 예측하고 문장, 오디오를 입력으로 받아 자동번역, 자연어처리에 유용합니다.

■ 순환뉴런

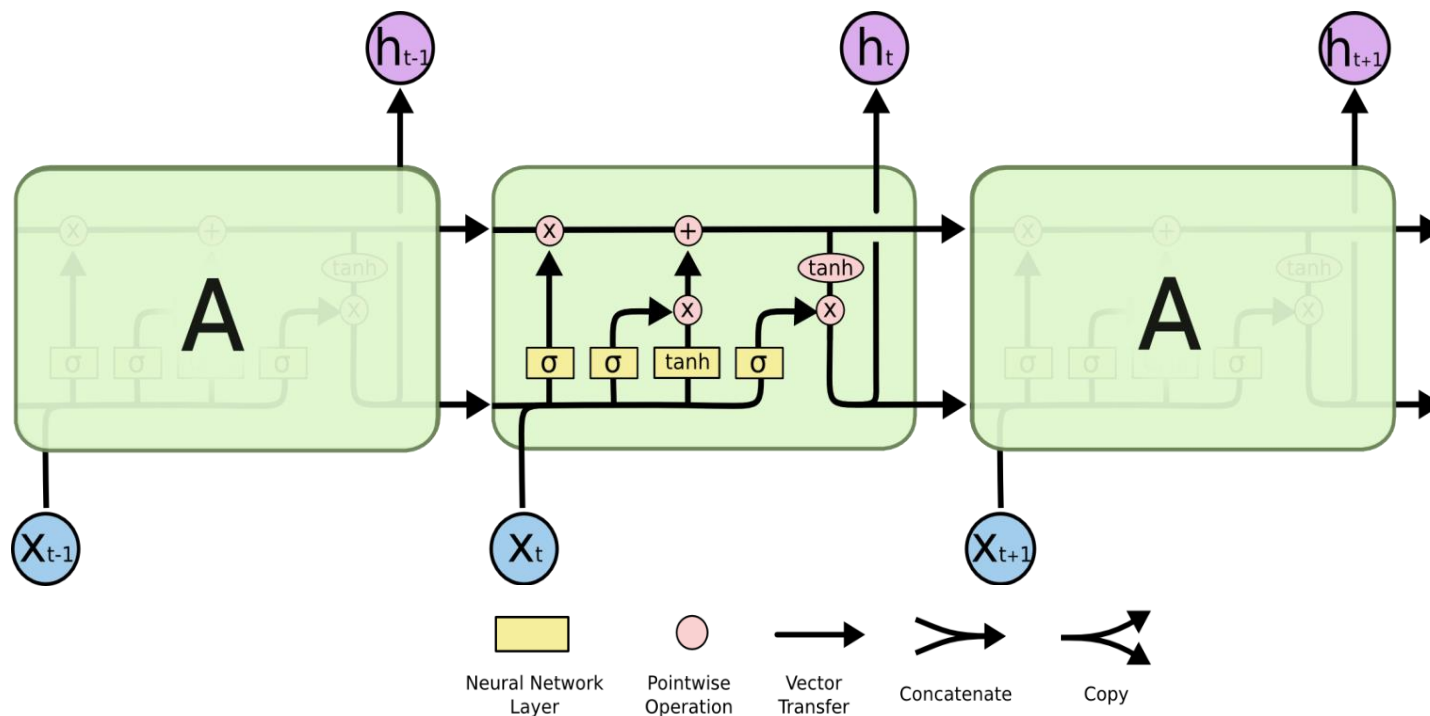


■ 순환뉴런을 타임 스텝으로 펼친 모습



# 예측 모델 - LSTM(Long Short-Term Memory)

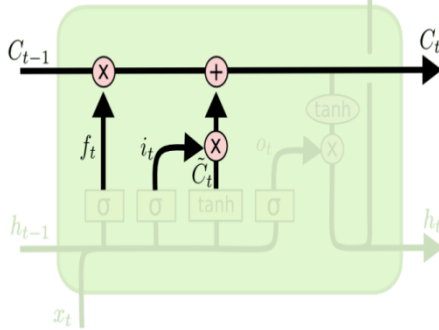
LSTM 네트워크는 장기적인 종속성을 학습할 수 있는 특수한 종류의 RNN입니다.  
LSTM은 RNN과 동일하게 입력과 출력사이 신경망이 재귀하는 구조를 갖고 있습니다.  
그러나 RNN은 재귀를 통한 정보전이 및 전파가 하나의 레이어로 제어되는 반면  
LSTM은 Forget gate, Input gate, Output gate를 통한 정보전이 및 전파를 제어합니다.



# 예측 모델 - LSTM(Long Short-Term Memory)

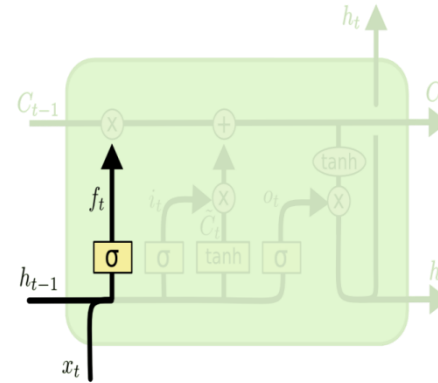
## LSTM 구조

### Cell State(장기 상태)



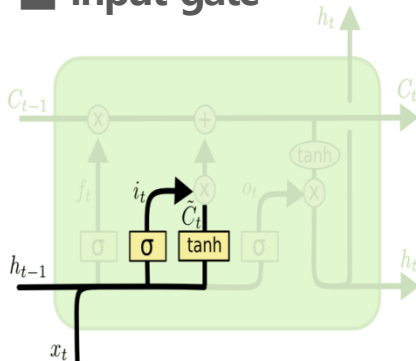
$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$$

### forget gate



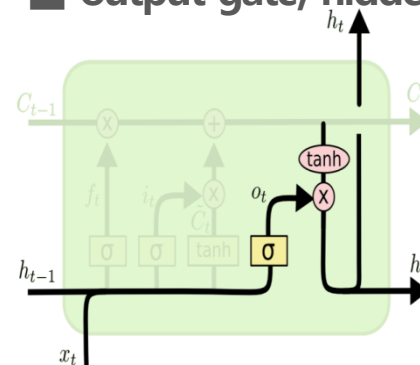
$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

### input gate



$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$
$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C)$$

### output gate, hidden state(단기 상태)

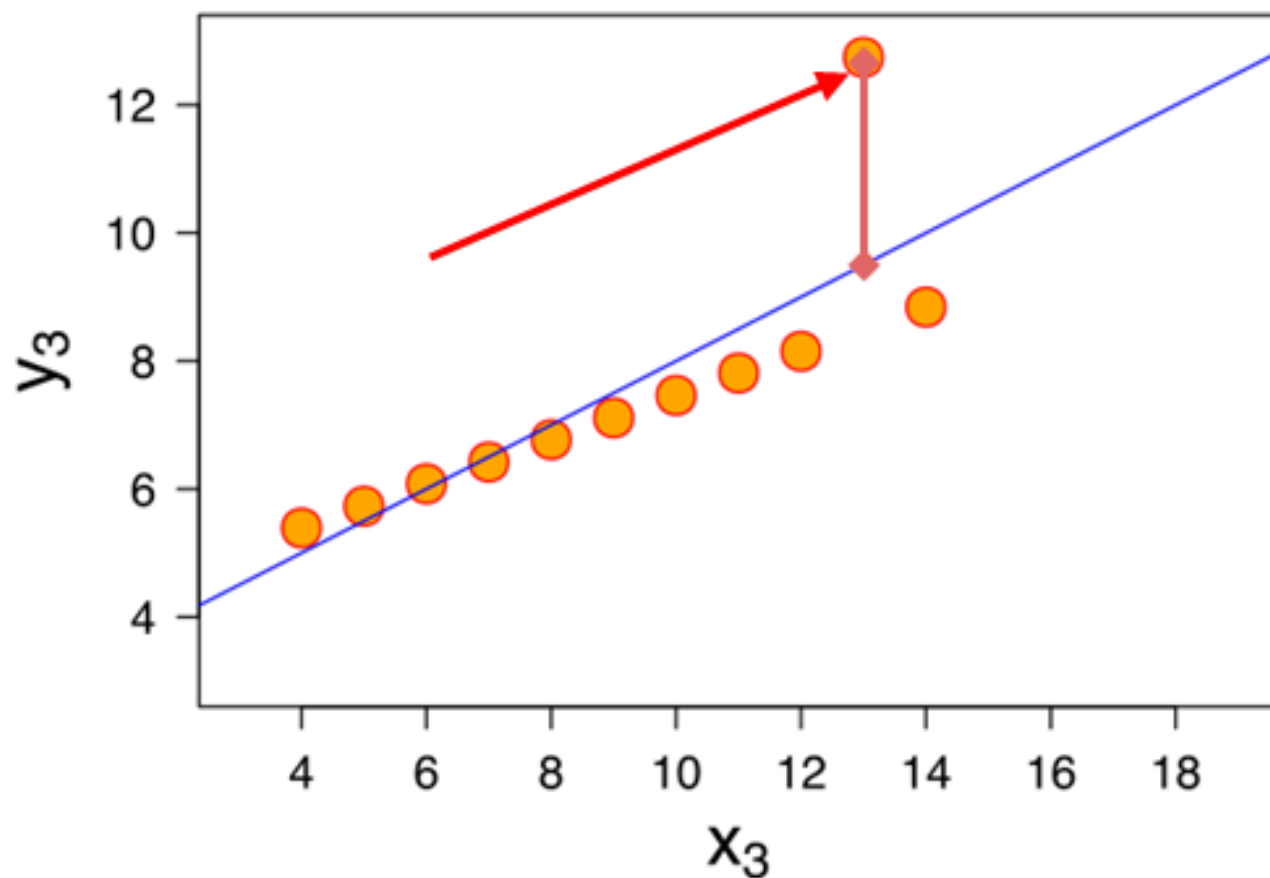


$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$
$$h_t = o_t * \tanh(C_t)$$

# 예측 모델 - 성능측정

예측 모델의 성능 측정은 MSE를 사용하며, 함수로 학습을 진행하면서 지속적으로 측정을 합니다.

## ■ MSE(Mean Squared Error)

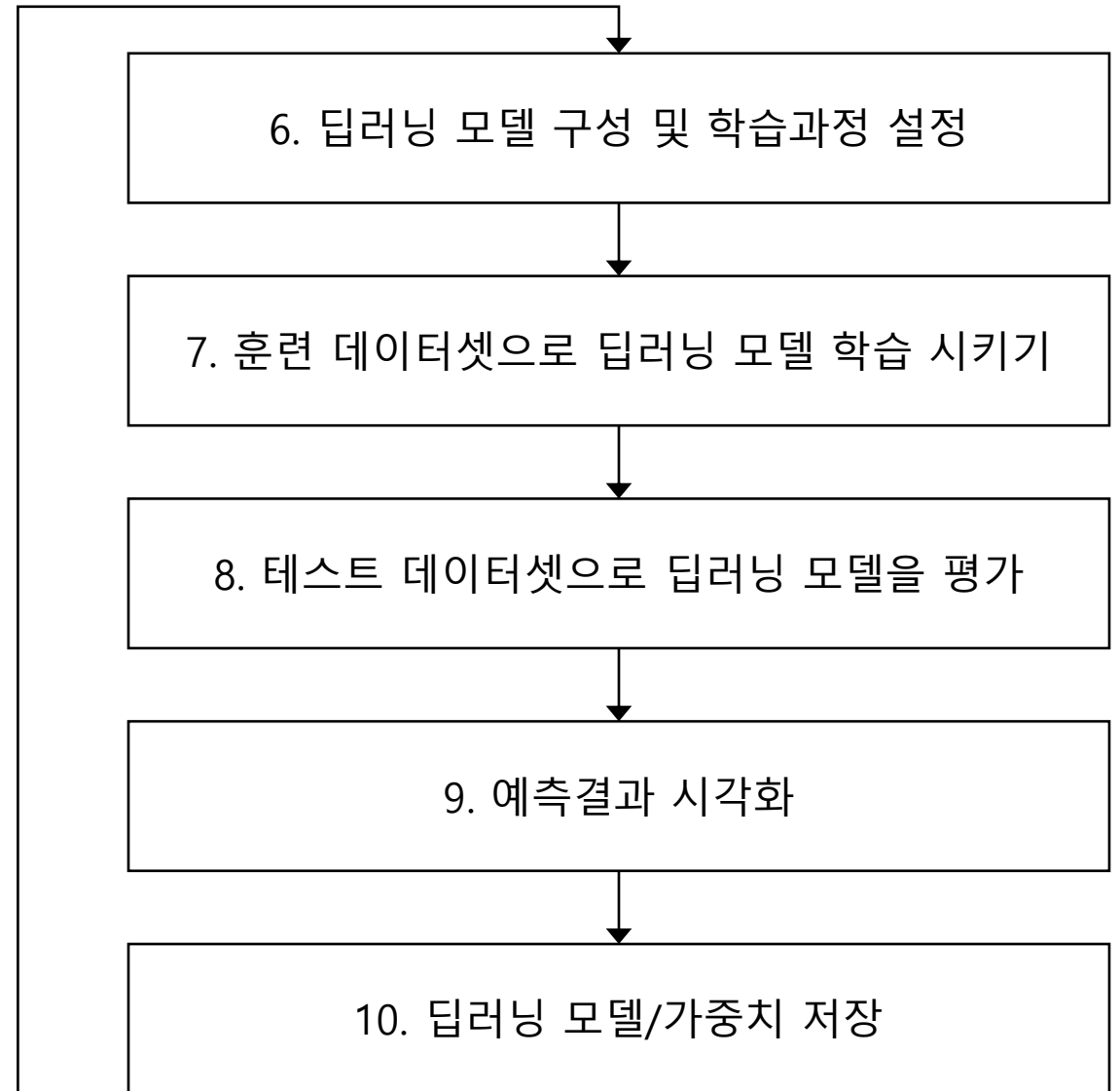
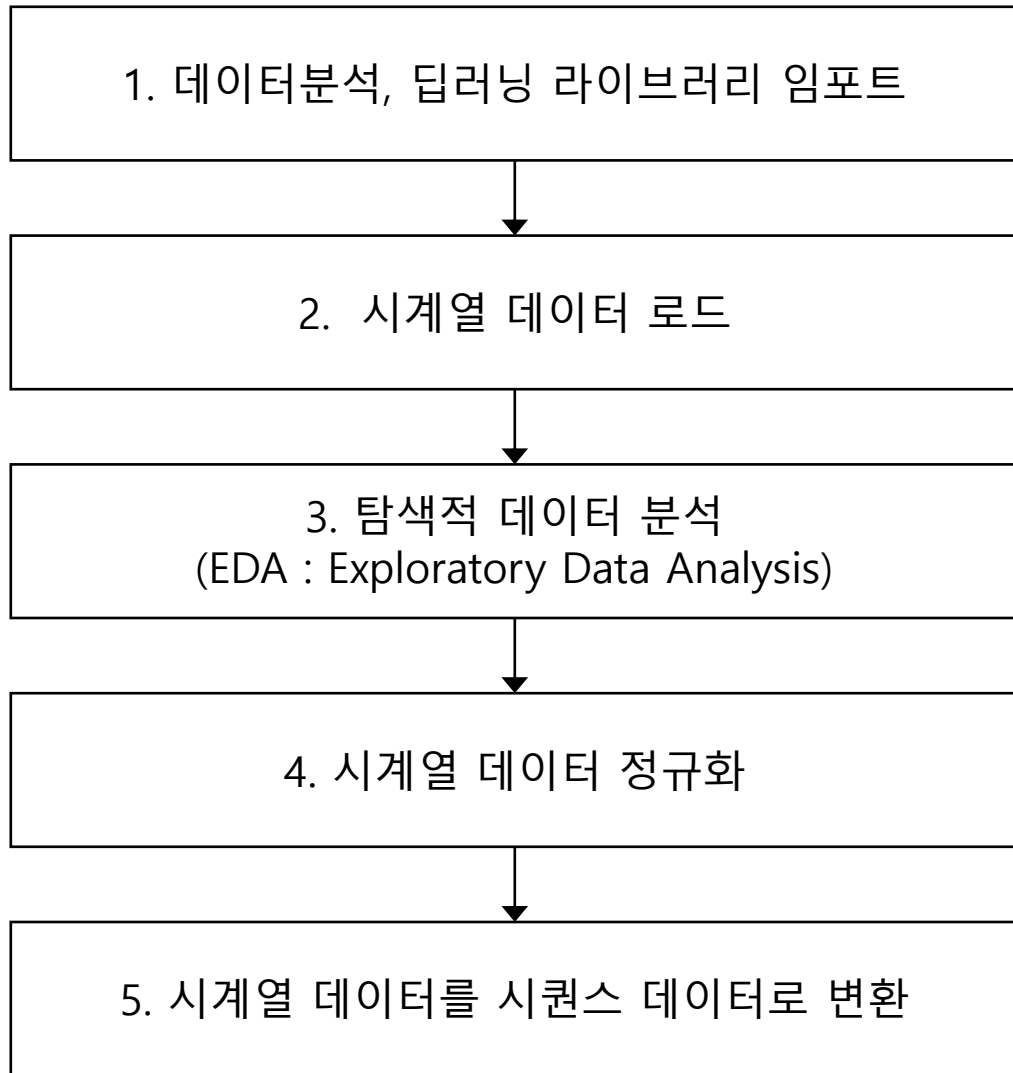


$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

레이블 값  
(실제값)

$\hat{y}$   
(모델이 예측한 값)

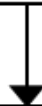
# 예측모델 개발 방법



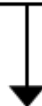


# 예측모델 사용 방법

1. 딥러닝, 데이터처리 라이브러리 임포트



2. 데이터 로딩 및 포맷변환



3. 학습된 신경망 모델 로딩 및 사용

# 실습 데이터셋

## ■ 데이터 파일 : e\_usage\_train.csv, e\_usage\_test.csv

- 데이터 설명 : ABC 빌딩의 15분 전기에너지 사용량 데이터
- e\_usage\_train.csv : 모델 학습(Train) 데이터, 70,000개
- e\_usage\_test.csv : 모델 성능 테스트(Test) 데이터, 35,040개
- 빌딩의 전기에너지 검침 주기가 15분으로,
- 1시간에는 4개의 데이터, 하루에는 96개(4개x24시) 데이터,
- 1년 기간에는 35,040개(4개x24시x365일)의 데이터가 있습니다.

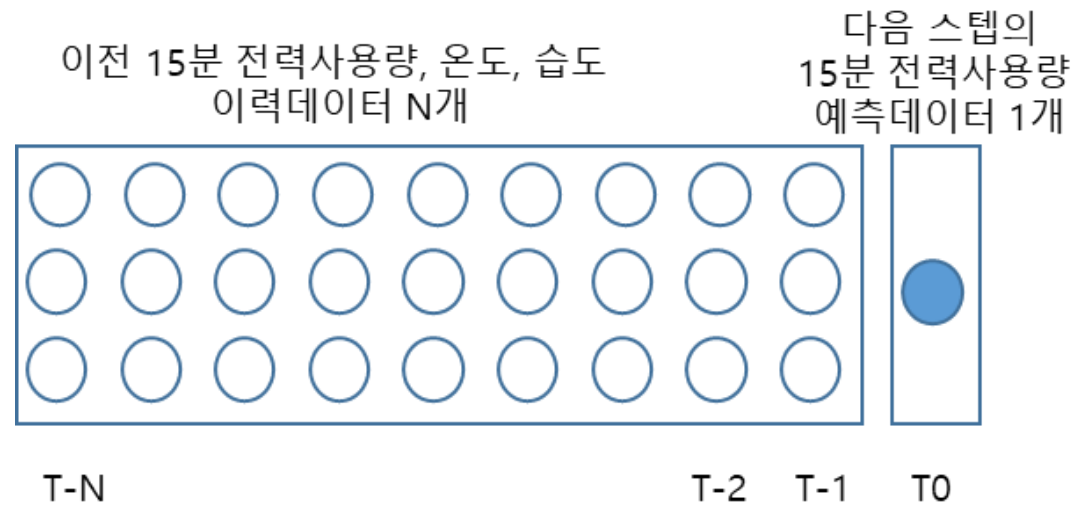
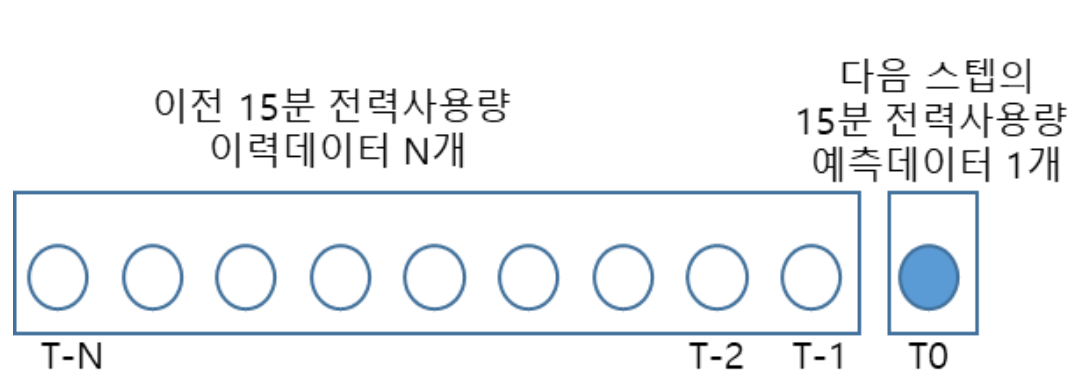
## ■ 데이터 컬럼명

- b\_name : 빌딩 이름
- daq\_time : 데이터 수집 시간
- wday : 요일 구분
- day\_type : 일 구분  
1 - 평일, 2 - 토요일, 3 - 일요일, 휴일
- temp : 온도( °C )
- rh : 상대습도(%)

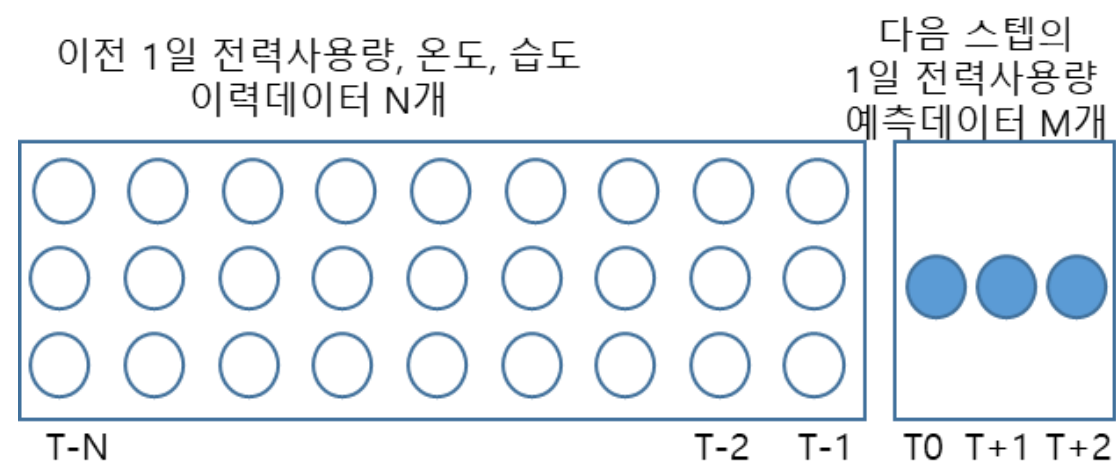
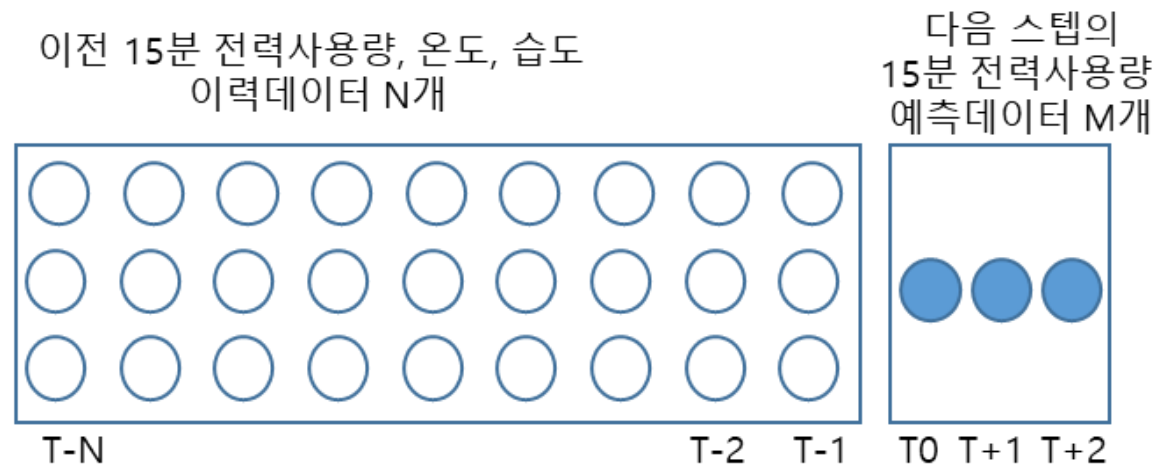
b_name	daq_time	wday	day_type	hour	temp	rh	p_usage
ABC	2016-01-01 0:15	5	3	1	-2.5	99	229
ABC	2016-01-01 0:30	5	3	1	-2.5	99	231
ABC	2016-01-01 0:45	5	3	1	-2.5	99	231
ABC	2016-01-01 1:00	5	3	1	-3.1	100	226
ABC	2016-01-01 1:15	5	3	2	-3.1	100	229
ABC	2016-01-01 1:30	5	3	2	-3.1	100	223
ABC	2016-01-01 1:45	5	3	2	-3.1	100	233
ABC	2016-01-01 2:00	5	3	2	-3.1	100	234
ABC	2016-01-01 2:15	5	3	3	-3.1	100	230
ABC	2016-01-01 2:30	5	3	3	-3.1	100	228
ABC	2016-01-01 2:45	5	3	3	-3.1	100	224
ABC	2016-01-01 3:00	5	3	3	-2.9	100	226
ABC	2016-01-01 3:15	5	3	4	-2.9	100	234

# 시퀀스 데이터 구성방법

## ■ 싱글스텝



## ■ 멀티스텝



# 에너지 사용량 예측모델 개발



energy\_usage\_prediction.ipynb

## 노트 설정

하드웨어 가속기

GPU

Colab를 최대한 활용하려면 필요하지 않은 경우 GPU를 사용하지 않는 것이 좋습니다. [자세히 알아보기](#)

☐ 백그라운드 실행

브라우저를 닫은 후에도 노트북을 계속 실행하고 싶으신가요? [Colab Pro+ 버전으로 업그레이드](#)

☐ 이 노트를 저장할 때 코드 셀 출력 생략

취소

저장

# 에너지 사용량 예측모델 개발

## STEP 1. 라이브러리 import

```
[1] import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

import tensorflow as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential, load_model
from tensorflow.keras.layers import Dense, LSTM, Activation, Dropout
from tensorflow.keras.callbacks import EarlyStopping, ModelCheckpoint
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

## STEP 2. 시계열 데이터 처리

csv 파일에서 Train 데이터를 로드합니다.

```
[2] df = pd.read_csv('e_usage_train.csv', header = 0, delimiter = ',')
```

데이터를 확인합니다.

```
[3] df.head()
```

	b_name	daq_time	wday	day_type	hour	temp	rh	p_usage
0	ABC	2016-01-01 0:15	5	3	1	-2.5	99.0	229
1	ABC	2016-01-01 0:30	5	3	1	-2.5	99.0	231
2	ABC	2016-01-01 0:45	5	3	1	-2.5	99.0	231

# 에너지 사용량 예측모델 개발

데이터셋을 입력시퀀스데이터와 타깃데이터로 분리하는 함수입니다.

- 시계열 데이터를 시퀀스 데이터로 변환
- 입력데이터는 시퀀스이고, 출력은 고정크기의 벡터나 스칼라인 다대일(many-to-one) 구조로 데이터 변환

```
[7] def split_multivariate_data(dataset, target, start_index, end_index, hist_data_size, target_size, step, single_step=False):  
    data = []  
    labels = []  
  
    start_index = start_index + hist_data_size  
    if end_index is None:  
        end_index = len(dataset) - target_size  
  
    for i in range(start_index, end_index):  
        indices = range(i-hist_data_size, i, step)  
        data.append(dataset[indices])  
  
        if single_step:  
            labels.append(target[i+target_size])  
        else:  
            labels.append(target[i:i+target_size])  
  
    return np.array(data), np.array(labels)
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

입력시퀀스데이터, 타깃데이터, 예측데이터를 그래프에 출력하는 함수입니다.

```
[8] def plot_series(series, y=None, y_pred=None, x_label="$t$", y_label="$x(t)$"):  
    n_steps = len(series)  
    plt.plot(series, "-")  
    if y is not None:  
        plt.plot(n_steps, y, "bx", markersize=10)  
    if y_pred is not None:  
        plt.plot(n_steps, y_pred, "ro")  
    plt.grid(True)  
    if x_label:  
        plt.xlabel(x_label, fontsize=16, rotation=90)  
    if y_label:  
        plt.ylabel(y_label, fontsize=16, rotation=0)
```



# 에너지 사용량 예측모델 개발

전력사용량, 온도, 상대습도를 입력데이터(Feature)로 사용합니다.

```
[9] features = ['p_usage', 'temp', 'rh']  
     features_data = df[features]  
     features_data.index = df['daq_time']  
     features_data.head()
```

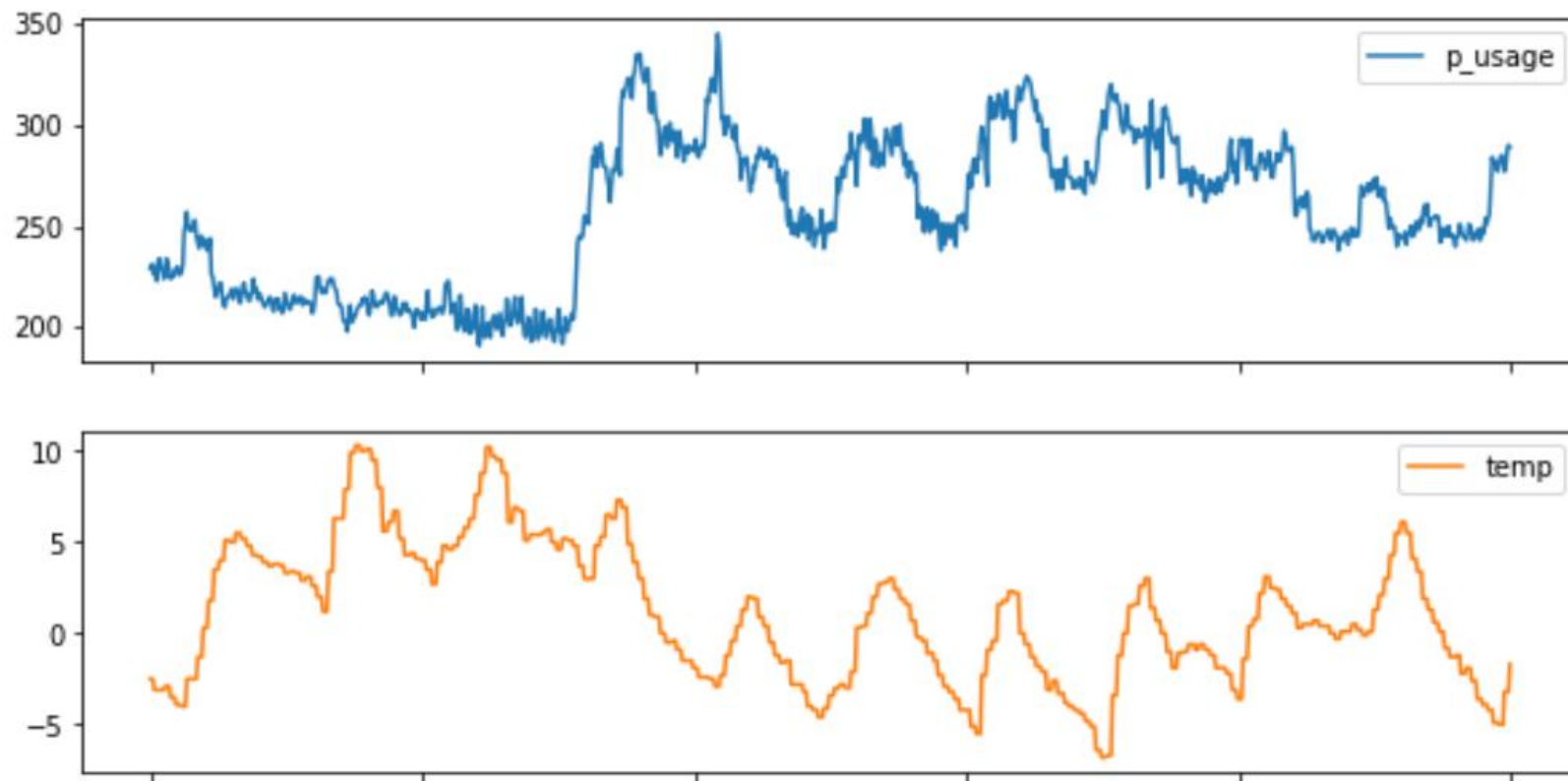
	p_usage	temp	rh
daq_time			
2016-01-01 0:15	229	-2.5	99.0
2016-01-01 0:30	231	-2.5	99.0
2016-01-01 0:45	231	-2.5	99.0



# 에너지 사용량 예측모델 개발

시계열 데이터의 패턴을 확인합니다.

```
[10] features_data[0:1000].plot(subplots=True, figsize=(10, 8))
```



# 에너지 사용량 예측모델 개발

데이터셋의 피처(Feature)를 정규화(Scaling)합니다.

```
[12] TRAIN_SPLIT = 60000  
      HISTORY_DATA_SIZE = 20  
      FUTURE_TARGET = 0  
      STEP = 1
```

```
[13] scaler = MinMaxScaler()  
      dataset = scaler.fit_transform(dataset)
```

```
[14] dataset  
  
array([[0.43126177, 0.26245211, 0.98876404],  
       [0.43502825, 0.26245211, 0.98876404],  
       [0.43502825, 0.26245211, 0.98876404],  
       ...,
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

Train 데이터셋과 Validation 데이터셋을 만듭니다.

```
[15] X = dataset
     y = dataset[:,0]

     X_train, y_train = split_multivariate_data(X, y,
                                                0, TRAIN_SPLIT,
                                                HISTORY_DATA_SIZE, FUTURE_TARGET,
                                                STEP, True)

     X_valid, y_valid = split_multivariate_data(X, y,
                                                TRAIN_SPLIT, None,
                                                HISTORY_DATA_SIZE, FUTURE_TARGET,
                                                STEP, True)
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

split\_multivariate\_data 함수가 반환하는 내용입니다.

```
[16] print ('Single window of past history : {}'.format(X_train[0].shape))
```

```
Single window of past history : (20, 3)
```

```
[17] print ('입력 데이터')
      print (X_train[0])
      print ('타겟 데이터')
      print (y_train[0])
```

입력 데이터

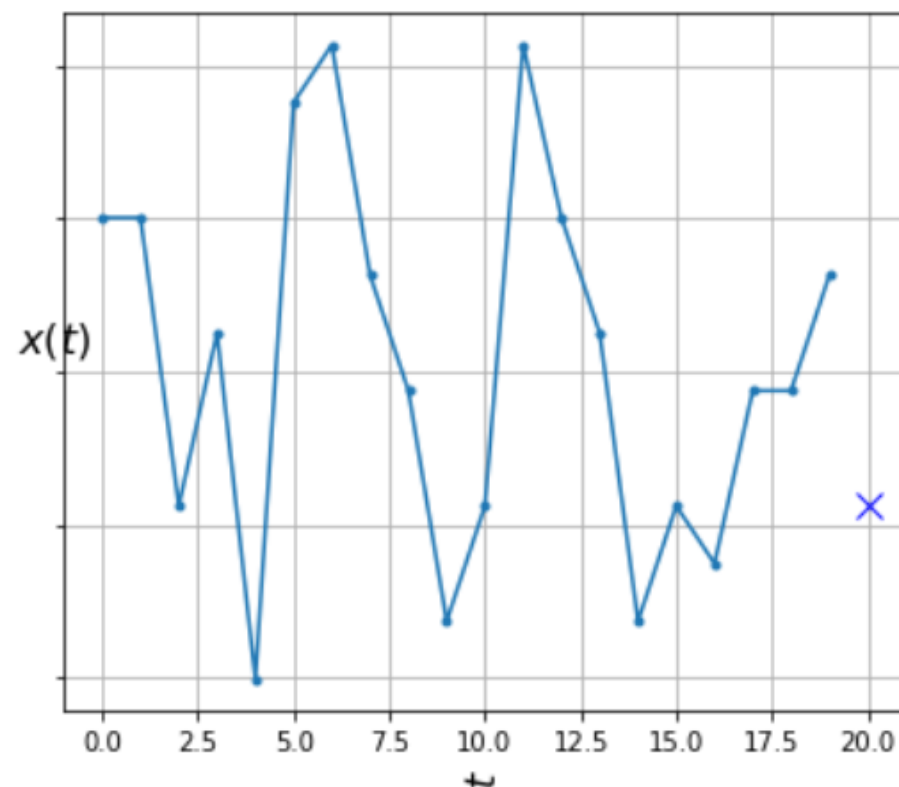
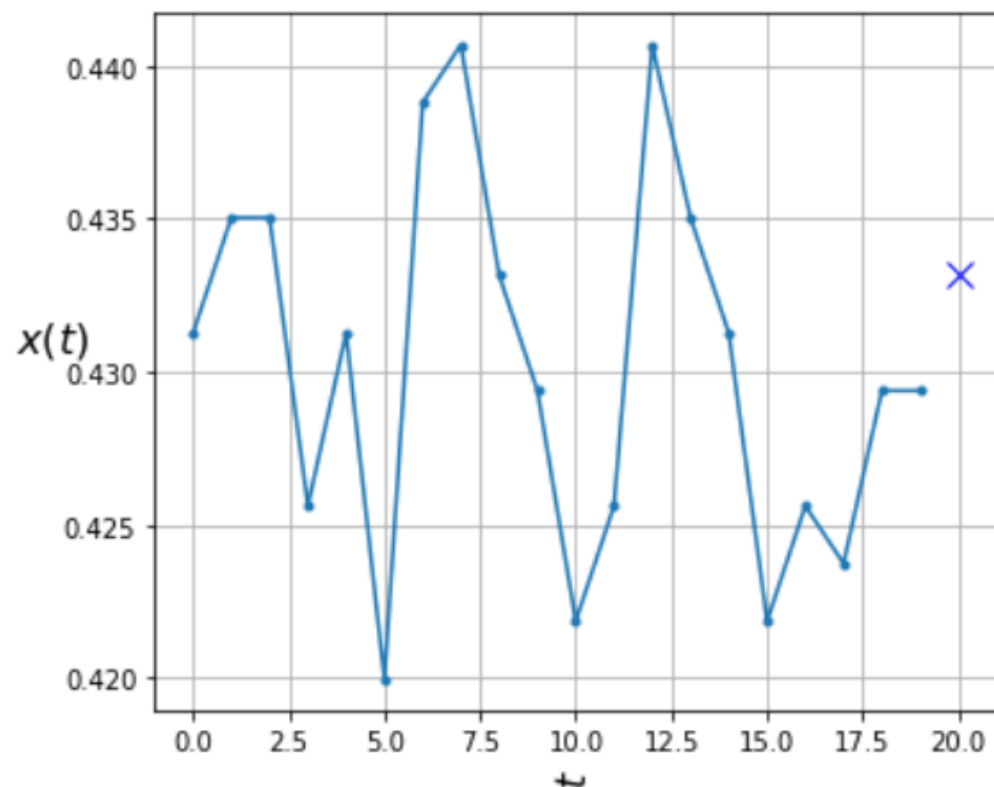
```
[[0.43126177 0.26245211 0.98876404]
 [0.43502825 0.26245211 0.98876404]
 [0.43502825 0.26245211 0.98876404]
 [0.42561205 0.25095785 1.          ]
 [0.43126177 0.25095785 1.          ]
 [0.41996234 0.25095785 1.          ]
 [0.43879473 0.25095785 1.          ]
 [0.44067797 0.25095785 1.          ]
 [0.43314501 0.25095785 1.          ]
 [0.42937853 0.25095785 1.          ]
 [0.42184557 0.25095785 1.          ]
 [0.42561205 0.25478927 1.          ]
 [0.44067797 0.25478927 1.          ]
 [0.43502825 0.25478927 1.          ]
 [0.43126177 0.25478927 1.          ]
 [0.42184557 0.24329502 1.          ]
 [0.42561205 0.24329502 1.          ]
 [0.42372881 0.24329502 1.          ]
 [0.42937853 0.24329502 1.          ]
 [0.42937853 0.23563218 1.          ]]
```

타겟 데이터

```
0.4331450094161958
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

```
[18] cols = 3
fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=cols, sharey=True, figsize=(20, 5))
for i in range(cols):
    plt.sca(axes[i])
    plot_series(X_train[i, :, 0], y_train[i])
plt.show()
```



# 에너지 사용량 예측모델 개발

## STEP 3. 딥러닝 모델 구현

데이터가 순차데이터(Sequence Data)인 시계열(Time Series) 이므로  
다양한 길이의 순차데이터 처리에 적합한 RNN 기반의 LSTM 모델을 사용합니다.

```
[19] HIDDEN_SIZE = 10
    DROP_OUT = 0.3

    model = Sequential()
    model.add(LSTM(HIDDEN_SIZE, input_shape=[20, 3], return_sequences=False))
    model.add(Dropout(DROP_OUT))
    model.add(Dense(1))
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

## 모델 구성 확인

```
[20] model.summary()
```

```
Model: "sequential"
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
lstm (LSTM)	(None, 10)	560
dropout (Dropout)	(None, 10)	0
dense (Dense)	(None, 1)	11

```
Total params: 571
```

```
Trainable params: 571
```

```
Non-trainable params: 0
```



# 에너지 사용량 예측모델 개발

## 모델 컴파일

```
[22] model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
```

## 모델 학습(Train) 조기종료, 체크포인트 설정

```
[23] early_stop = EarlyStopping(monitor='val_loss', mode='min',  
                                verbose=1, patience=5)  
    check_point = ModelCheckpoint('best_model.h5', verbose=1,  
                                   monitor='val_loss', mode='min', save_best_only=True)
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

## 모델 학습(Train)

전력사용량 데이터는 일(Day) 단위 패턴이 있으므로 BATCH\_SIZE를 96(15분\*24시간=96)

```
[24] EPOCHS = 50
     BATCH_SIZE=96

     history = model.fit(x=X_train, y=y_train,
                        epochs=EPOCHS,
                        batch_size=BATCH_SIZE,
                        verbose=1,
                        validation_data=(X_valid, y_valid),
                        callbacks=[early_stop, check_point])
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발

Epoch 1/50

616/625 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0161

Epoch 1: val\_loss improved from inf to 0.00067, saving model to best\_model.h5

625/625 [=====] - 6s 5ms/step - loss: 0.0160 - val\_loss: 6.6692e-04

Epoch 2/50

618/625 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0051

Epoch 2: val\_loss improved from 0.00067 to 0.00049, saving model to best\_model.h5

625/625 [=====] - 3s 4ms/step - loss: 0.0051 - val\_loss: 4.8703e-04

Epoch 3/50

612/625 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0022

Epoch 3: val\_loss improved from 0.00049 to 0.00043, saving model to best\_model.h5

625/625 [=====] - 3s 4ms/step - loss: 0.0022 - val\_loss: 4.2789e-04

Epoch 4/50

617/625 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0015

Epoch 4: val\_loss improved from 0.00043 to 0.00042, saving model to best\_model.h5

625/625 [=====] - 3s 4ms/step - loss: 0.0015 - val\_loss: 4.2062e-04

Epoch 5/50

616/625 [=====>.] - ETA: 0s - loss: 0.0013

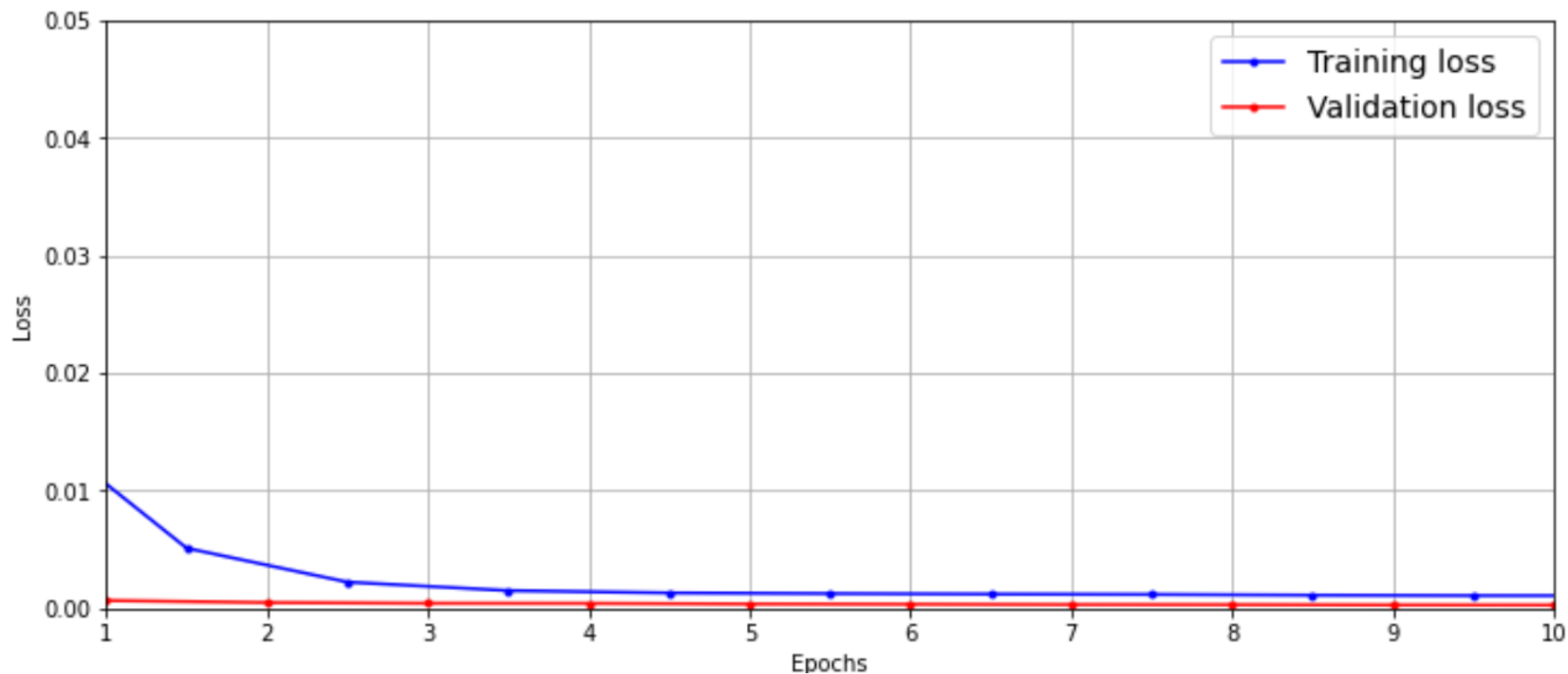
Epoch 5: val\_loss improved from 0.00042 to 0.00037, saving model to best\_model.h5

# 에너지 사용량 예측모델 개발

모델의 Training Loss와 Validation Loss를 출력하는 함수입니다.

```
[25] def plot_learning_curves(loss, val_loss):  
    plt.figure(figsize=(12, 5))  
    plt.plot(np.arange(len(loss)) + 0.5, loss, "b.-", label="Training loss")  
    plt.plot(np.arange(len(val_loss)) + 1, val_loss, "r.-", label="Validation loss")  
    plt.axis([1, 10, 0, 0.05])  
    plt.legend(fontsize=14)  
    plt.xlabel("Epochs")  
    plt.ylabel("Loss")  
    plt.grid(True)  
  
    plot_learning_curves(history.history["loss"], history.history["val_loss"])  
    plt.show()
```

# 에너지 사용량 예측모델 개발



모델 저장

```
[26] model.save('my_model.h5')
```

# 에너지 사용량 예측모델 사용

## STEP 4. 딥러닝 모델 사용

csv 파일에서 Test 데이터를 로드합니다.

```
[27] df = pd.read_csv('e_usage_test.csv', header = 0, delimiter = ',')
```

데이터를 확인합니다.

```
[28] df.head()
```

	b_name	daq_time	wday	day_type	hour	temp	rh	p_usage
0	ABC	2018-01-01 0:15	1	3	1	-1.8	43	283
1	ABC	2018-01-01 0:30	1	3	1	-1.8	43	279

# 에너지 사용량 예측모델 사용

전력사용량, 온도, 상대습도를 입력데이터(Feature)로 사용합니다.

```
[31] features = ['p_usage', 'temp', 'rh']  
      features_data = df[features]  
      features_data.index = df['daq_time']  
      dataset = features_data.values
```

데이터를 정규화(Scaling) 합니다.

```
[32] scaled_dataset = scaler.transform(dataset)
```

```
[33] X = scaled_dataset  
      y = scaled_dataset[:,0]  
  
      X_test, y_test = split_multivariate_data(X, y,  
                                                0, None,  
                                                HISTORY_DATA_SIZE, FUTURE_TARGET,  
                                                STEP, True)
```

# 에너지 사용량 예측모델 사용

저장한 모델을 로드합니다.

```
[34] model = load_model('best_model.h5')
```

테스트 데이터셋으로 모델 성능을 평가합니다.

```
[35] model.evaluate(X_test, y_test)
```

```
1095/1095 [=====] - 3s 2ms/step - loss: 5.8708e-04  
0.0005870836903341115
```



# 에너지 사용량 예측모델 사용

AI모델로 에너지 사용량을 예측합니다.

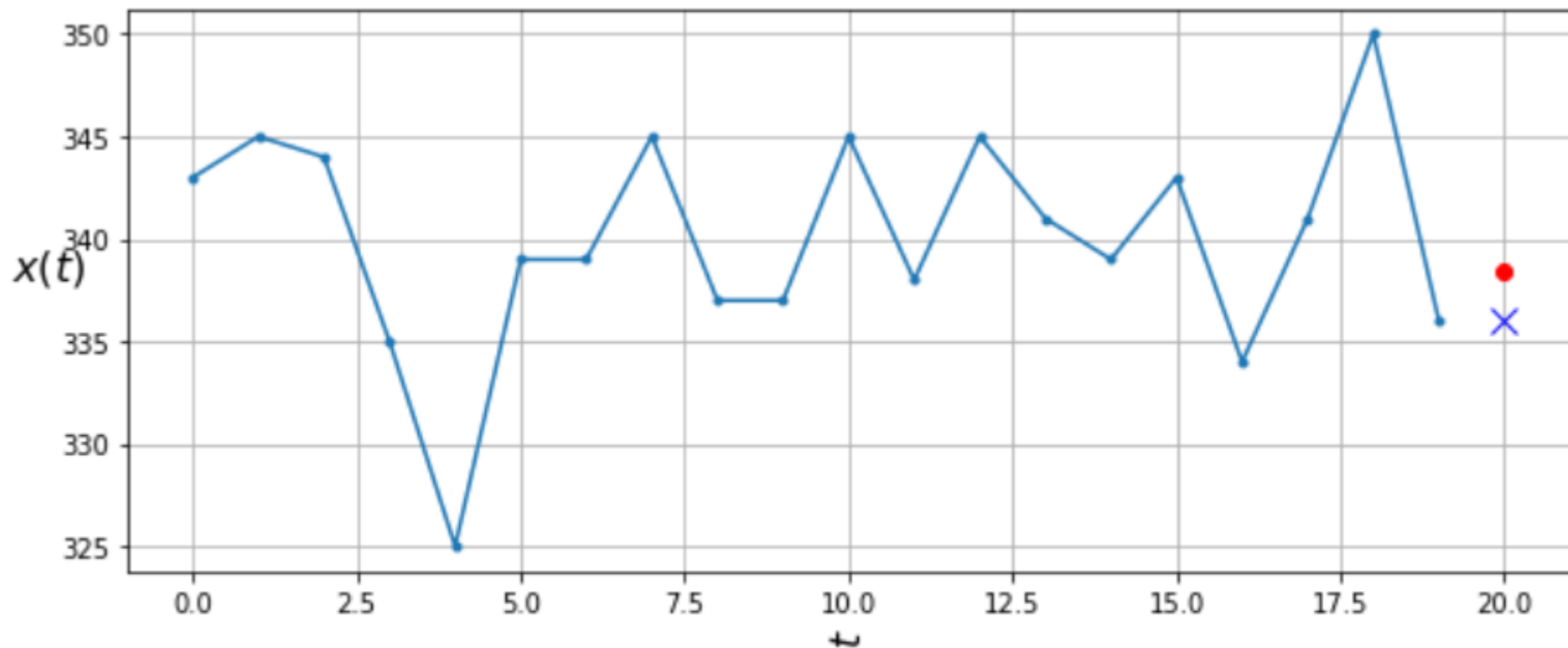
```
[36] for TIME_STEP in range(1000,1110):  
    p_usage_hist = scaler.inverse_transform(X_test[TIME_STEP])  
    p_usage_hist = p_usage_hist[:, 0]  
  
    p_usage_real = dataset[TIME_STEP + HISTORY_DATA_SIZE][0]  
  
    pred = model.predict(  
        X_test[TIME_STEP].reshape(1, HISTORY_DATA_SIZE, -1))  
    pred = pred[0][0]  
    p_usage_pred = scaler.inverse_transform([[pred, 0, 0]])[0][0]  
  
    error = abs(p_usage_pred - p_usage_real)  
    error_rate = error/p_usage_real*100
```

# 에너지 사용량 예측모델 사용

```
fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=1,
                          sharey=True, figsize=(10, 4))
plot_series(p_usage_hist, p_usage_real, p_usage_pred)
plt.show()

print(f'입력데이터 : {p_usage_hist}')
print(f'실제값 : {p_usage_real:.2f}')
print(f'예측값 : {p_usage_pred:.2f}')
print(f'오차 : {error:.2f}')
print(f'오차율 : {error_rate:.2f}%')
```

# 에너지 사용량 예측모델 사용



입력데이터 : [343, 345, 344, 335, 325, 339, 339, 345, 337, 337, 345, 338, 345, 341, 339, 343, 334, 341, 350, 336.]

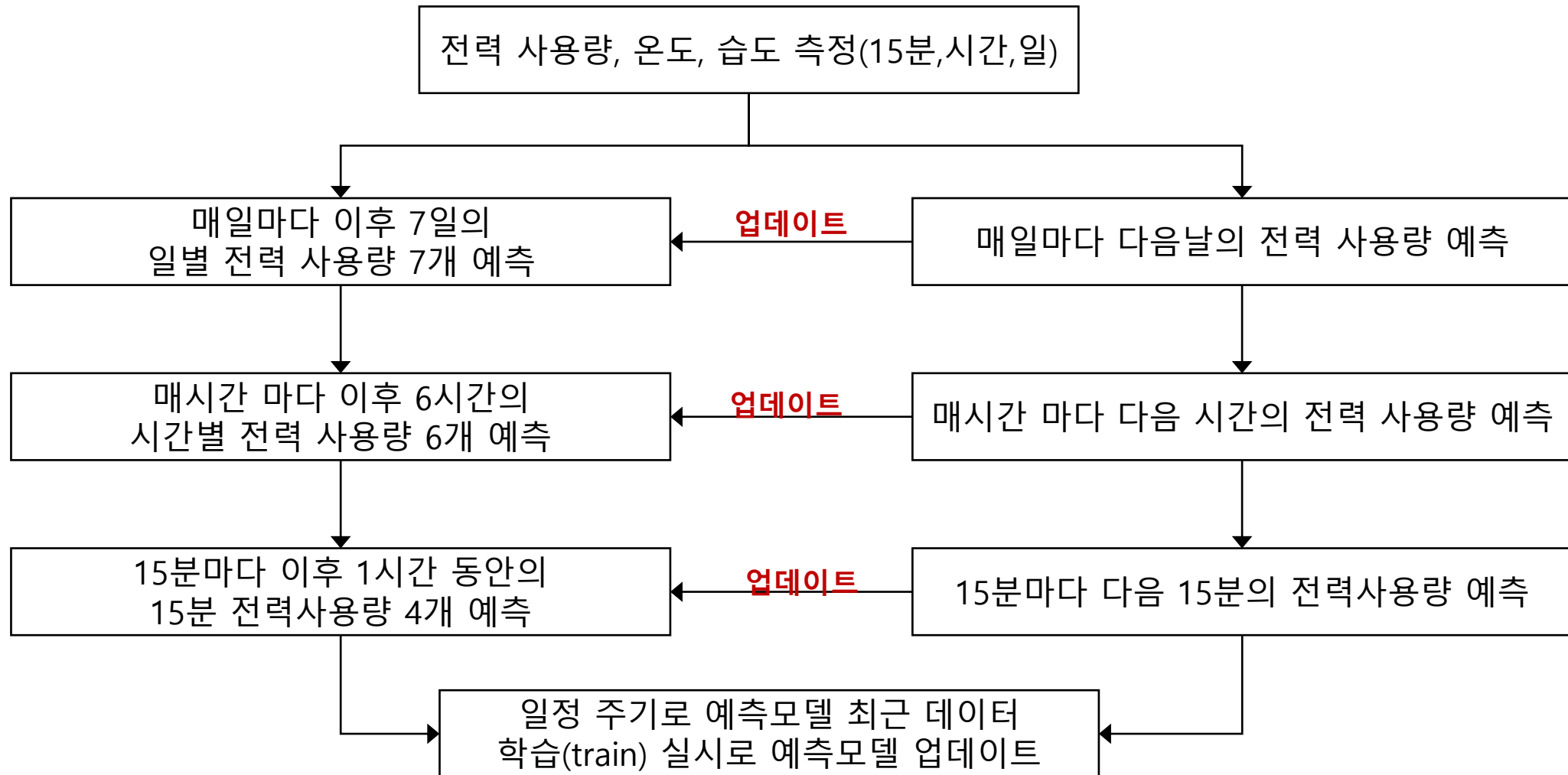
실제값 : 336.00

예측값 : 338.46

오차 : 2.46

오차율 : 0.73%

# 에너지 사용량 예측모델 사용 전략







**수고하셨습니다. 감사합니다.**