

Scaler

PinkLAB Edu

3 November, 2025

Table of Contents

| | | |
|-----|---------------------------------|----|
| 1 | label_encoder | 4 |
| 1.1 | 간단한 데이터 하나~ | 4 |
| 1.2 | 이렇게 생김 | 4 |
| 1.3 | label encoder란?..... | 4 |
| 1.4 | 대상이 되는 문자로 된 데이터를 | 5 |
| 1.5 | 숫자 - 카테고리컬한 데이터로~ | 5 |
| 1.6 | fit 한 후에 transform을 하면 변환됨..... | 5 |
| 1.7 | 한 번에 줄이는 것은 fit_transform | 5 |
| 1.8 | 혹시 역변환하고 싶다면 | 5 |
| 2 | min-max scaling | 6 |
| 2.1 | min-max scaling이란? | 6 |
| 2.2 | 역시 데이터 준비하고..... | 6 |
| 2.3 | fit~ | 6 |
| 2.4 | 그러면 이런 요소를 찾게 된다 | 7 |
| 2.5 | transform 시키면 이렇게 | 7 |
| 2.6 | 역변환 시키면 이렇게..... | 7 |
| 2.7 | 한번에는 이렇게~^^..... | 7 |
| 3 | Standard Scaler..... | 8 |
| 3.1 | 표준정규분포..... | 8 |
| 3.2 | 아까부터 사용하던 원 데이터 | 8 |
| 3.3 | 이번에도 fit~..... | 8 |
| 3.4 | 평균과 표준편차 | 8 |
| 3.5 | transform | 9 |
| 3.6 | fit_transform..... | 9 |
| 3.7 | inverse_transform | 9 |
| 4 | Robust Scaler | 10 |
| 4.1 | Robust Scaler | 10 |
| 4.2 | 데이터를 새롭게..... | 10 |
| 4.3 | 방금 배운 것 포함 Robust 스케일러까지 | 10 |

| | |
|---|----|
| 4.4 이번에는 모두 불러와서 | 10 |
| 4.5 스케일링 된 결과..... | 11 |
| 4.6 각 스케일러의 차이와 그 중 Robust 스케일러의 특징을 보자 | 11 |

1 label_encoder

1.1 간단한 데이터 하나~

```
import pandas as pd
```

Python

```
df = pd.DataFrame( {
    'A' : ['a', 'b', 'c', 'a', 'b'],
    'B' : [1, 2, 3, 1, 0]
})
```

df

Python

1.2 이렇게 생김

| | A | B |
|---|---|---|
| 0 | a | 1 |
| 1 | b | 2 |
| 2 | c | 3 |
| 3 | a | 1 |
| 4 | b | 0 |

1.3 label encoder란?

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
```

```
le = LabelEncoder()
le.fit(df['A'])
```

Python

LabelEncoder()

1.4 대상이 되는 문자로 된 데이터를

```
le.classes_
```

Python

```
array(['a', 'b', 'c'], dtype=object)
```

1.5 숫자 - 카테고리컬한 데이터로~

```
df['le_A'] = le.transform(df['A'])
df
```

Python

| | A | B | le_A |
|---|---|---|------|
| 0 | a | 1 | 0 |
| 1 | b | 2 | 1 |
| 2 | c | 3 | 2 |
| 3 | a | 1 | 0 |
| 4 | b | 0 | 1 |

1.6 fit 한 후에 transform을 하면 변환됨

```
le.transform(['a' , 'b'])
```

Python

```
array([0, 1])
```

1.7 한 번에 줄이는 것은 fit_transform

```
le.fit_transform(df["A"])
```

Python

```
array([0, 1, 2, 0, 1])
```

1.8 혹시 역변환하고 싶다면

```
le.inverse_transform([1, 2, 2, 2])
```

Python

```
array(['b', 'c', 'c', 'c'], dtype=object)
```

2 min-max scaling

2.1 min-max scaling이란?

$$x' = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)}$$

2.2 역시 데이터 준비하고

```
df = pd.DataFrame( {
    'A' : [10, 20 , -10, 0, 25],
    'B' : [1 ,2 ,3, 1, 0]
})
```

df

Python

| | A | B |
|---|-----|---|
| 0 | 10 | 1 |
| 1 | 20 | 2 |
| 2 | -10 | 3 |
| 3 | 0 | 1 |
| 4 | 25 | 0 |

2.3 fit~

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

mms = MinMaxScaler()
mms.fit(df)
```

Python

MinMaxScaler()

2.4 그러면 이런 요소를 찾게 된다

```
mms.data_max_, mms.data_min_
```

Python

```
(array([25.,  3.]), array([-10.,  0.]))
```

2.5 transform 시키면 이렇게

```
df_mms = mms.transform(df)
df_mms
```

Python

```
array([[0.57142857, 0.33333333],
       [0.85714286, 0.66666667],
       [0.          , 1.          ],
       [0.28571429, 0.33333333],
       [1.          , 0.          ]])
```

2.6 역변환 시키면 이렇게

```
mms.inverse_transform(df_mms)
```

Python

```
array([[ 10.,  1.],
       [ 20.,  2.],
       [-10.,  3.],
       [  0.,  1.],
       [ 25.,  0.]])
```

2.7 한번에는 이렇게~^^

```
mms.fit_transform(df_mms)
```

Python

```
array([[0.57142857, 0.33333333],
       [0.85714286, 0.66666667],
       [0.          , 1.          ],
       [0.28571429, 0.33333333],
       [1.          , 0.          ]])
```

3 Standard Scaler

3.1 표준정규분포

$$z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

3.2 아까부터 사용하던 원 데이터

df

Python

| | A | B |
|---|-----|---|
| 0 | 10 | 1 |
| 1 | 20 | 2 |
| 2 | -10 | 3 |
| 3 | 0 | 1 |
| 4 | 25 | 0 |

3.3 이번에도 fit~

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler

ss = StandardScaler()
ss.fit(df)
```

Python

StandardScaler()

3.4 평균과 표준편차

```
ss.mean_, ss.scale_
```

Python

```
(array([9. , 1.4]), array([12.80624847, 1.0198039 ]))
```


3.5 transform

```
df_ss = ss.transform(df)
df_ss
```

Python

```
array([[ 0.07808688, -0.39223227],
       [ 0.85895569,  0.58834841],
       [-1.48365074,  1.56892908],
       [-0.70278193, -0.39223227],
       [ 1.2493901 , -1.37281295]])
```

3.6 fit_transform

```
ss.fit_transform(df)
```

Python

```
array([[ 0.07808688, -0.39223227],
       [ 0.85895569,  0.58834841],
       [-1.48365074,  1.56892908],
       [-0.70278193, -0.39223227],
       [ 1.2493901 , -1.37281295]])
```

3.7 inverse_transform

```
ss.inverse_transform(df_ss)
```

Python

```
array([[ 10.,  1.],
       [ 20.,  2.],
       [-10.,  3.],
       [  0.,  1.],
       [ 25.,  0.]])
```

4 Robust Scaler

4.1 Robust Scaler

$$\frac{x_i - Q_2}{Q_3 - Q_1}$$

4.2 데이터를 새롭게...

```
df = pd.DataFrame({
    'A' : [-0.1, 0., 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 1.0, 1.1, 5]
})
```

Python

4.3 방금 배운 것 포함 Robust 스케일러까지

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, StandardScaler, RobustScaler

mm = MinMaxScaler()
ss = StandardScaler()
rs = RobustScaler()
```

Python

4.4 이번에는 모두 불러와서

```
df_scaler = df.copy()
```

Python

```
df_scaler["MinMax"] = mm.fit_transform(df)
df_scaler["Standard"] = ss.fit_transform(df)
df_scaler["Robust"] = rs.fit_transform(df)
```

Python

4.5 스케일링 된 결과

df_scaler

Python

| | A | MinMax | Standard | Robust |
|---|------|----------|-----------|-----------|
| 0 | -0.1 | 0.000000 | -0.656688 | -0.444444 |
| 1 | 0.0 | 0.019608 | -0.590281 | -0.333333 |
| 2 | 0.1 | 0.039216 | -0.523875 | -0.222222 |
| 3 | 0.2 | 0.058824 | -0.457468 | -0.111111 |
| 4 | 0.3 | 0.078431 | -0.391061 | 0.000000 |
| 5 | 0.4 | 0.098039 | -0.324655 | 0.111111 |
| 6 | 1.0 | 0.215686 | 0.073785 | 0.777778 |
| 7 | 1.1 | 0.235294 | 0.140192 | 0.888889 |
| 8 | 5.0 | 1.000000 | 2.730051 | 5.222222 |

4.6 각 스케일러의 차이와 그 중 Robust 스케일러의 특징을 보자

```
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

sns.set_theme(style = 'whitegrid')
plt.figure(figsize = (16, 6))
sns.boxplot(data = df_scaler, orient = "h");
```

✓ 0.1s

Python

