원숭이 두창 시각화 및 예측

2018108254 김태경

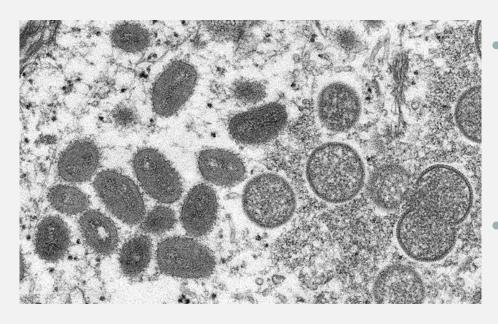
Index

- | 개요
- 2. 사용 라이브러리의 종류
- 3. 파일로드
- 4. 데이터 시각화와 분석
- 5. 특징 상관관계 분석
- 6. 데이터 전처리 및 데이터 분할

- 7. 머신러닝 알고리즘
- 8. 모델 평가
- 9. 맺는 말
- 10.참고 문언



MONKEYPOX



원숭이두창(Monkeypox)은 원숭이두창 바이러스(Monkeypox virus)에 감염되 어 발생하는 급성 발진성 감염병

2022년 유행 전까지는 중앙 아프리카 및 서부 아프리카의 농촌 열대우림지역에 서 주로 발생하는 풍토병

MONKEYPOX

• 2022년 5월 이후 유럽과 북미를 중심으로 다수국가에서 풍토병지 역과 연관성이 없는 감염사례가 이례적으로 유행하여 환자가 증가하고 발생지역이 확대



세계보건기구(WHO)는 2022년 7월 23일 원숭이두창에 대해 '국제적 공중보건 비상사태(PHEIC)'를 선언

World Health 질병 억제를 위한 연구와 자금 지원, 국제적 보건 조치 등을 Organization 강력하게 추진

INFECTION ROUTE

- 원숭이두창 감염은 원인 바이러스가 사람의 피부, 호흡기, 점막을 통해 체내로 들어온다.
- 바이러스에 감염된 동물이나 바이러스에 오염된 물건을 통한 전 파가 가능하며, 사람 간에는 병변 • 체액 • 호흡기 비말 및 침구 와 같은 오염된 물질과의 접촉을 통해 감염

SYMPTOMS

- 치명륰은 3~b% 내외, COVID-19는 치명륰 1% 내외
- 증상은 천연두와 비슷하게 발열, 두통, 근육통, 요통, 림프절 비대, 오한, 허약감 등을 시작으로 1~3일 후에 얼굴을 중심으로 발진 증상이 나타나며 점차 몸의 다른 부위로 발진이 확산
- 발진의 경우 수포나 농포 등으로 진행되는데, 특히 손에는 수포성 발진과 함께 심한 가려움증이 나타난다. 잠복기는 보통 b~13일이며, 발연된 증상은 약 2~4주간 지속
- 원숭이두창의 진단은 항원검사, PCR(유전자검출검사), 바이러스 배양 등
- 치료의 경우 전용 치료제는 없고 항바이러스제가 사용

NECESSITY



- 원숭이두창의 사례는 꾸준히 증가하고 있으며 유행병이 되기 전에 가 능한 한 빨리 패턴, 증상 및 치료법을 예측할 수 있어야 함.
- · 패턴을 예측해 볼 수 있고 사용 가능한 데이터를 사용하여 해결책을 찾을 수 있어야 함.

```
#Data Loading
import numpy as np
import pandas as pd
#Data Visualization
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px
#Feature Engineering
from sklearn.model_selection import train_test_split #학습용 & 테스트용 분리
from sklearn import preprocessing #전치리
#Modelling
from sklearn.linear_model import LinearRegression #선형 회귀
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor #결정트리
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor #랜덤포레스트
from sklearn.linear_model import ElasticNet #penalized regression
#Evaluation
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, mean_squared_error, mean_absolute_percentage_error, r2_score
import os
```

DATA LOADING



- NumPy는 다양한
 수치연산, 변환 기능 등을
 갖는 모듈
 - 빠른 연산 속도



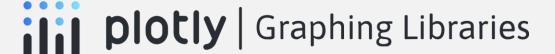
- Pandas는 데이터를 있어들이고 유지하고 관리할 수 있는 모듈
- 유연한 데이터 구조 제공

DATA VISUALIZATION





분석한 데이터를 시각화하여 가독성을 높이는 역할



MODELLING



LinearRegression

DecisionTreeRegressor

RandomForestRegressor

ElasticNet

DATA LOADING

CSV 파일 읽어오기

df = pd.read_csv('../input/monkeypox-dataset-daily-updated/Monkey_Pox_Cases_Worldwide.csv')
#불러온 데이터의 기본적으로 삼위 5개의 행을 출력

df.head()

Input

- - Daily_Country_Wise_Confirmed_Cases.csv
 - Monkey_Pox_Cases_Worldwide.csv
 - Worldwide_Case_Detection_Timeline.csv

	Country	Confirmed_Cases	Suspected_Cases	Hospitalized	Travel_History_Yes	Travel_History_No
0	England	3412.0	0.0	5.0	2.0	7.0
1	Portugal	908.0	0.0	0.0	0.0	34.0
2	Spain	7083.0	0.0	13.0	2.0	0.0
3	United States	24403.0	0.0	4.0	41.0	11.0
4	Canada	1388.0	12.0	1.0	5.0	0.0

Country	나라
Confirmed_Cases	확진
Suspected_Cases	의심
Hospitalized	입원
Travel_History_Yes	여행 이력 있음
Travel_History_No	여행 이력 없음

PRE-PROCESSING

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 129 entries, 0 to 128
Data columns (total 6 columns):
                        Non-Null Count Dtype
    Column
                        129 non-null
    Country
                                       object
    Confirmed Cases
                        129 non-null
                                       float64
    Suspected Cases
                                       float64
                        129 non-null
    Hospitalized
                        129 non-null
                                       float64
    Travel_History_Yes 129 non-null
                                       float64
    Travel History No 129 non-null
                                       float64
dtypes: float64(5), object(1)
memory usage: 6.2+ KB
```

```
#column 별 결측값 개수의 한
df.isnull().sum()

Country 0
Confirmed_Cases 0
Suspected_Cases 0
Hospitalized 0
Travel_History_Yes 0
Travel_History_No 0
dtype: int64
```

EXPLORATORY DATA ANALYSIS

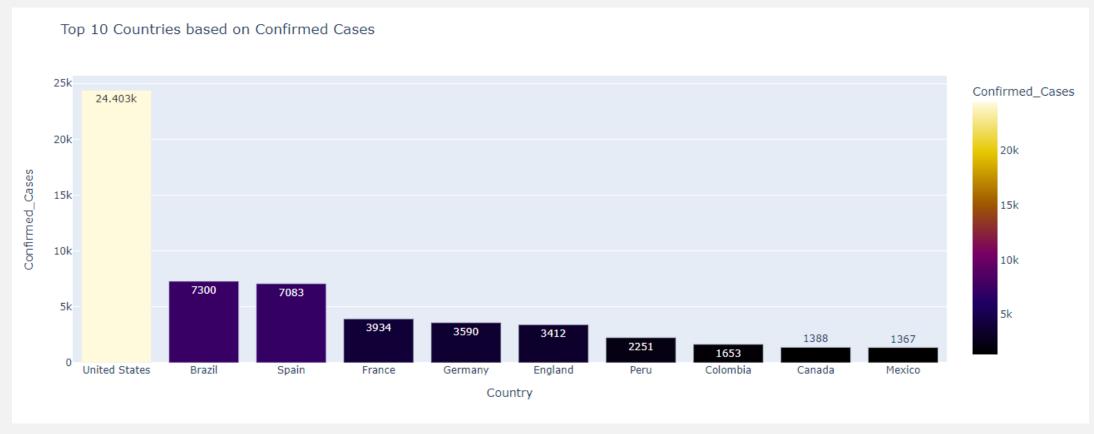
• 데이터를 분석하기 전에 그래프나 통계적인 방법으로 자료를 직관적으로 바라보는 과정

```
def top10plots(col=None):
    #Sorting the Dataset
    df_sorted = df.sort_values(by=col, ascending=False).reset_index()
    #Getting the Top10
   top10 = df_sorted[:10]
    # Plotting the Top10
   label_text = ' '.join(col.split('_'))
   labeldict = {'size':'15','weight':'3'}
   titledict = {'size':'20','weight':'3'}
   fig = px.bar(x='Country',
                 y=col,
                 data_frame=top10,
                 labels=['Country',label_text],
                 color=col,
                 color_continuous_scale='electric',
                 text_auto=True,
                 title=f'Top 10 Countries based on {label_text}')
    fig.show()
```

데이터셋을 정렬하여 상위 10개 데이터를 col에 따라 색을 구별하여 bar로 그림

4. 탃색적 데이터 분석

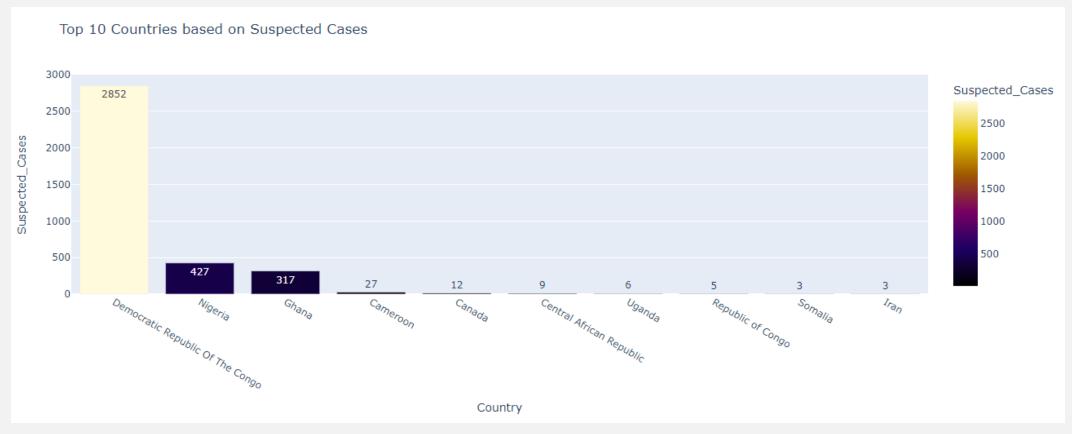
top10plots(col='Confirmed_Cases')



북미와 남미, 유럽 위주로 확진

4. 탃색적 데이터 분석

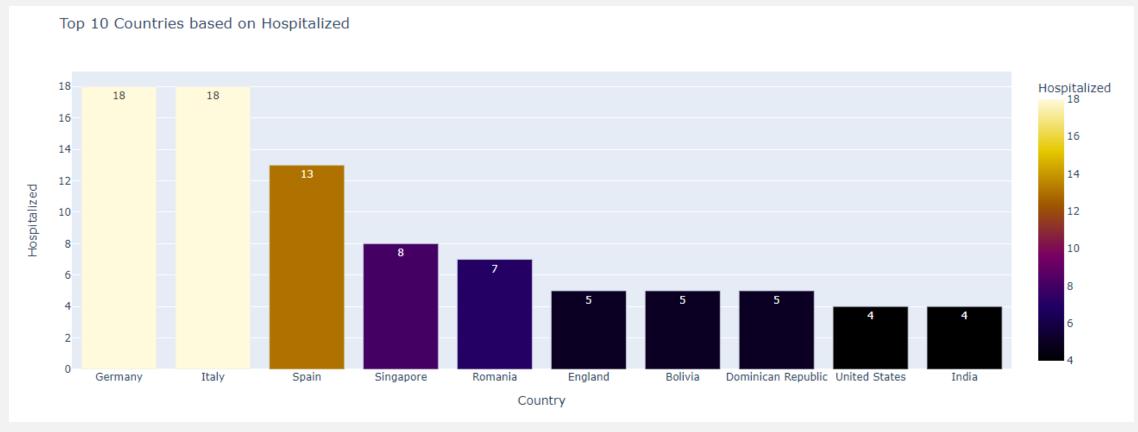
top10plots(col='Suspected_Cases')

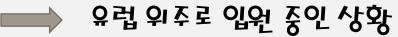


● 아프리카 위주로 의심 환자 발생

4. 탃색적 데이터 분석

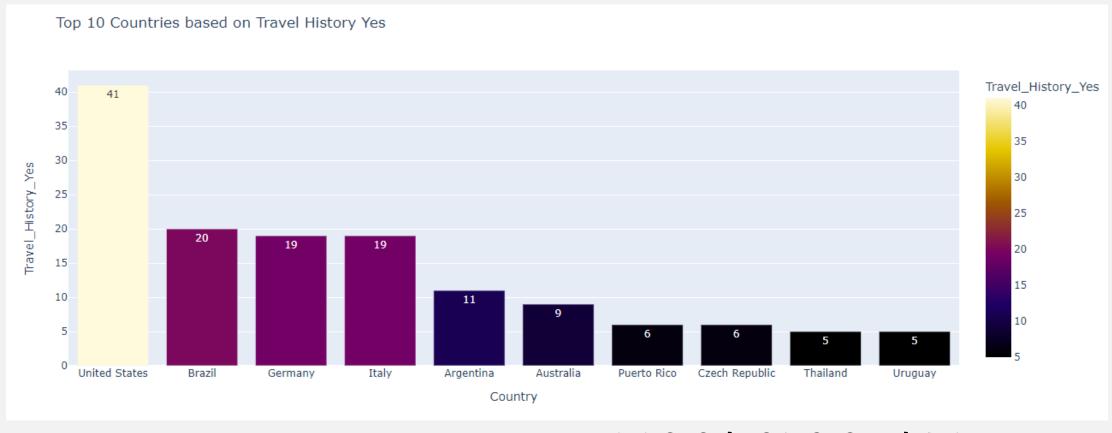
top10plots(col='Hospitalized')

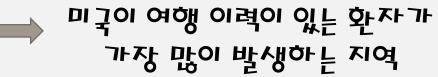




4. 탃색적 데이터 분석

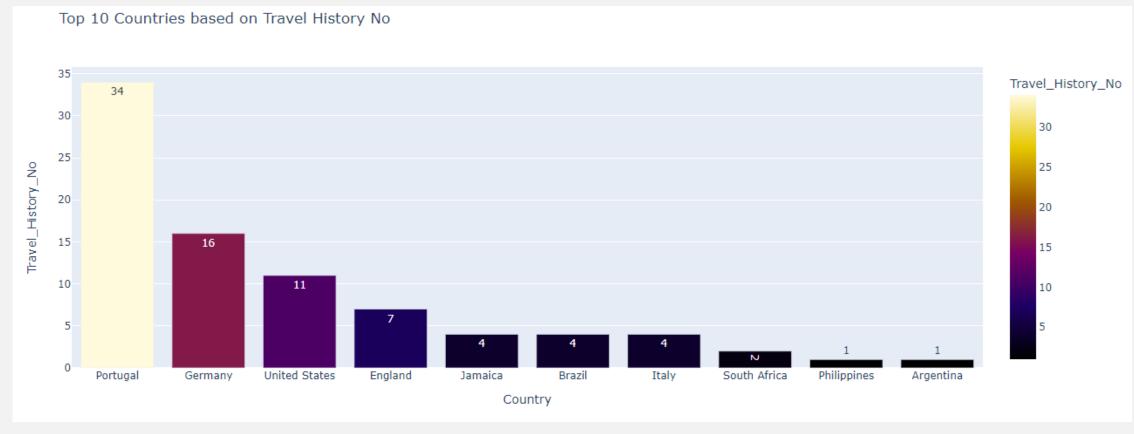
top10plots(col='Travel_History_Yes')





4. 탃색적 데이터 분석

top10plots(col='Travel_History_No')





포르투갈이 여행 이력이 없는 환자가 가장 많이 발생하는 지역 df[df['Country']=='Portugal']

:	Country	Confirmed_Cases	Suspected_Cases	Hospitalized	Travel_History_Yes	Travel_History_No
1	Portugal	908.0	0.0	0.0	0.0	34.0

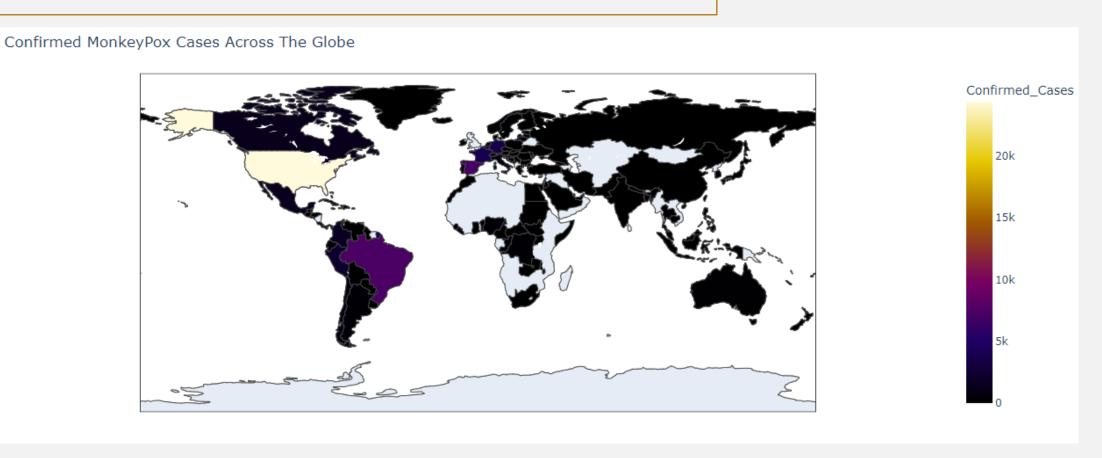
확진자 중 여행 이력이 있다고 응답한 사람은 없고 여행 이력 없는 사람이 가장 많음

> 포르투갈에서 시작되었을 가능성

4. 탐색적 데이터 분석

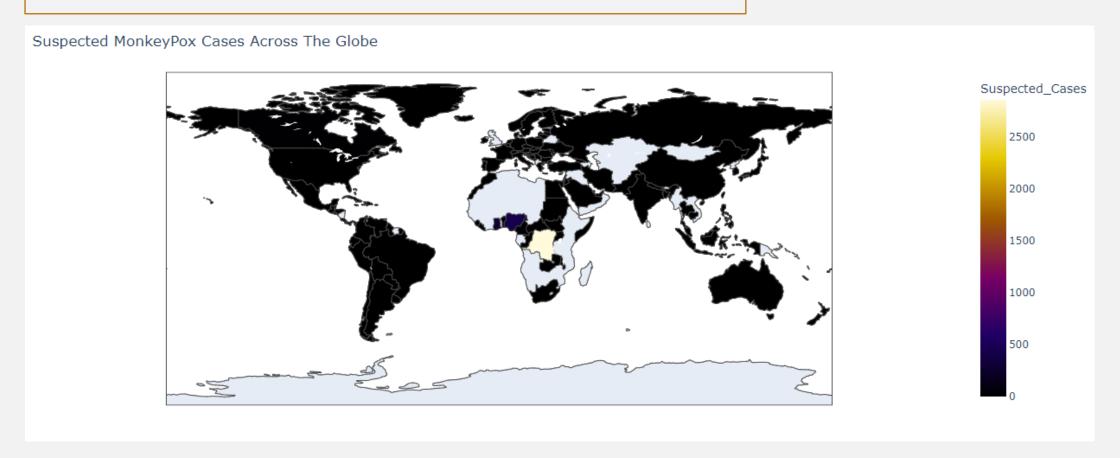
데이터 df를 일어와서 col 값에 따라 국가 별로 색깔로 구분

world_map(col='Confirmed_Cases',title='Confirmed MonkeyPox Cases Across The Globe')



확진 연황을 한 눈에 볼 수 있는 지도

world_map(col='Suspected_Cases',title='Suspected MonkeyPox Cases Across The Globe')



의심 케이스를 한 눈에 볼 수 있는 지도

FEATURE ENGINEERING

• Feature Engineering은 머신러닝 알고리즘을 작동하기 위해 데이터에 대한 도메 인 지식을 활용하여 특징(Feature)를 만들어내는 과정

• 가지고 있는 데이터가 방대할 지라도 모든 데이터를 결과를 도출하는데 쓰면 정확하게 나타날 듯하지만 오히려 결과를 잘못 도출하는 경우가 많다.

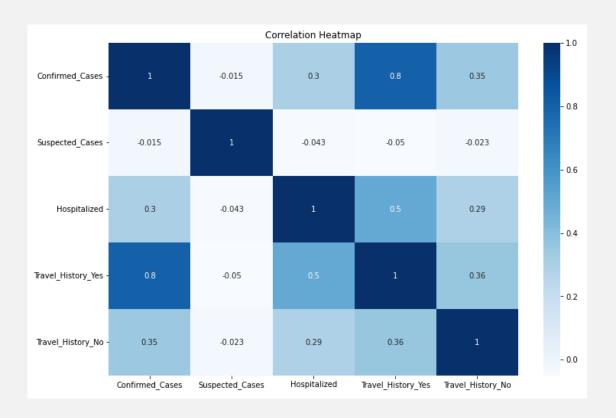
• 머신 러닝의 성능은 어떠한 데이터를 입력하는 것에 따라 굉장히 의존적



CORRELATION HEATMAP

```
plt.figure(figsize=(12,8));
sns.heatmap(df.corr(),annot=True,cmap='Blues');
plt.title('Correlation Heatmap');
```

- 여행 이력과 확진은 긍정적인 상관관계
- 여행 이력과 입원은 긍정적인 상관관계



SCATTERPLOT DISTRIBUTION

```
def corr_scatter(col1=None, col2=None, dataframe=None):
    plt.figure(figsize=(12,8));
    sns.scatterplot(x=col1, y=col2, data=dataframe);
    xlabel = ' '.join(col1.split('_'))
    ylabel = ' '.join(col2.split('_'))
    plt.xlabel(xlabel);
    plt.ylabel(ylabel);
    plt.title(f'{xlabel} vs {ylabel}');
    plt.show();
```

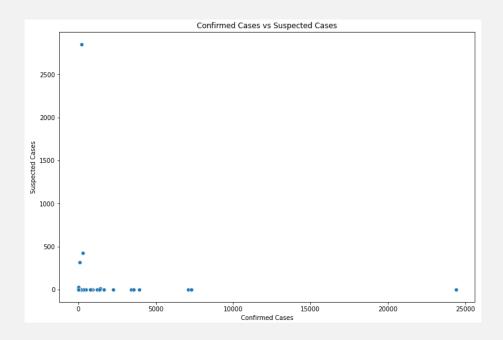
```
산점도
```

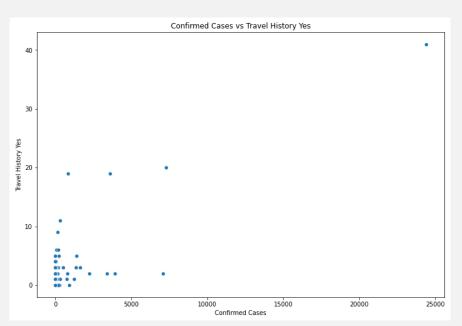
x와 y 간 상관관계가 연관 정도를 판단하는데 사용

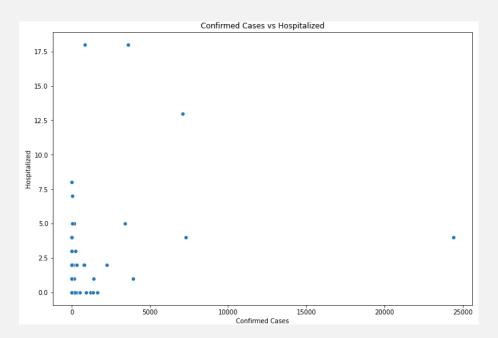
```
columns = df.columns.drop(['Country'])
```

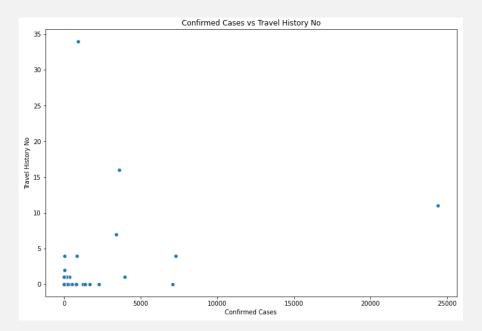
```
for col1 in columns:
    for col2 in columns.drop([col1]):
        corr_scatter(col1=col1,col2=col2,dataframe=df);
    columns = columns.drop([col1])
```

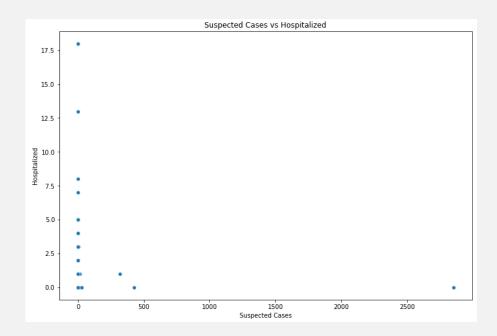
모든 열(columns)의 상관관계를 확인

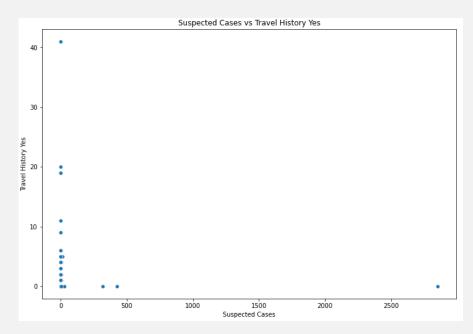


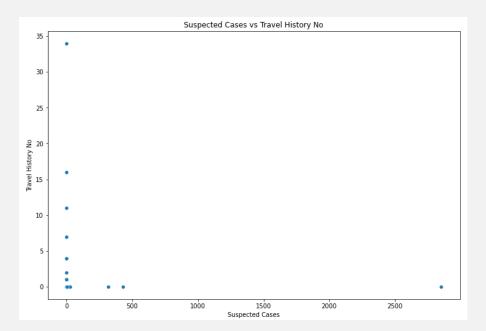


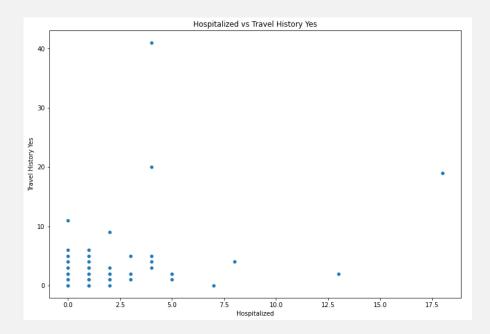


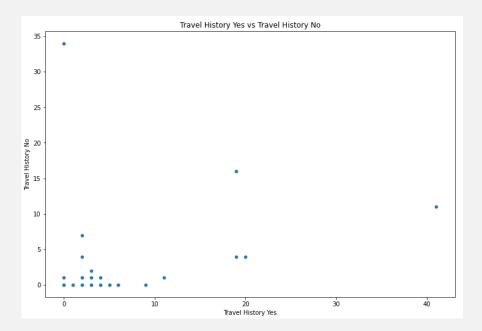


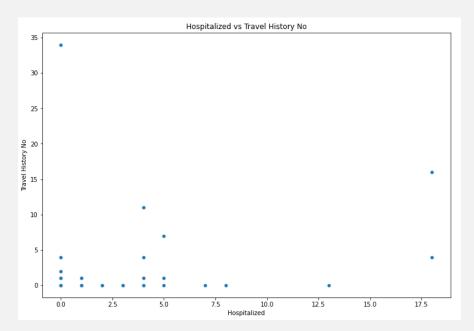












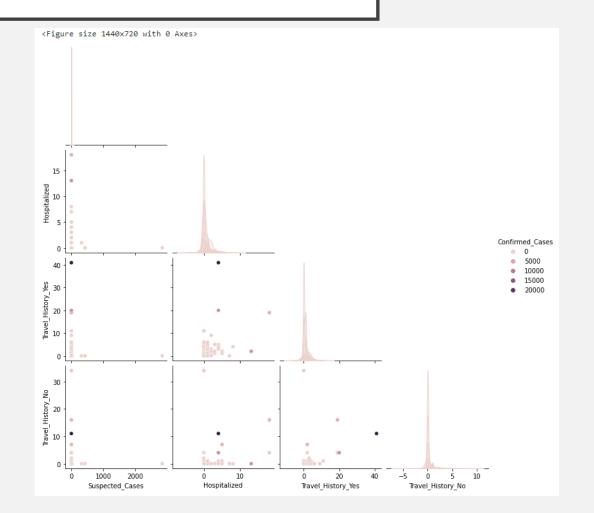
PAIR PLOT

```
plt.figure(figsize=(20,10));
sns.pairplot(pair_df,corner=True,hue='Confirmed_Cases');
```

서로 다른 변수는 산점도를 그림 같은 변수는 이스토그램으로 표현

corner = True 대 가선 기준으로 한쪽만 남김

hue 옵션 기존 pairplot^에 hue 기준으로 나눠 표현

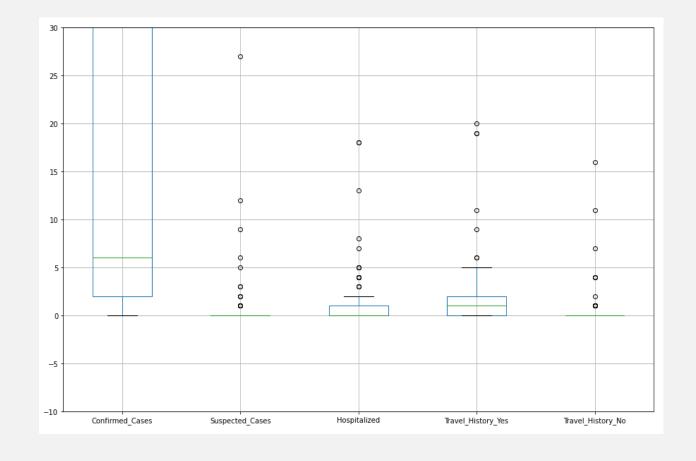


OUTLIER DETECTION

```
pair_df.boxplot(figsize=(15,10));
plt.ylim(-10,30);
```

데이터에는 다른 것과는 거리가 먼 관측값으로 정의되는 이상값이 포함

- 대부분의 데이터가 0에 가깝기 때 문에 특이치를 많이 볼 수 있음
- 이러한 특이치는 실제로 특이치가 아니지만 작은 데이터 집합으로 인 해 그렇게 보임



DISTRIBUTION CURVE

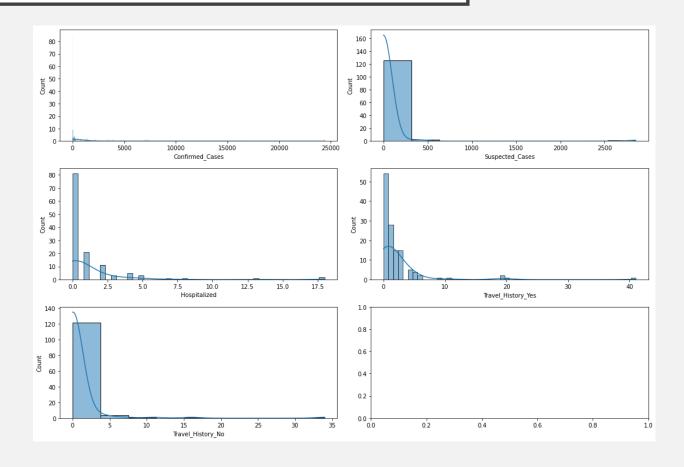
```
columns = df.columns.drop(['Country'])
```

```
fig, axes = plt.subplots(3,2,figsize=(15,10))
for name, ax in zip(columns, axes.flatten()):
    sns.histplot(x=name,kde=True, data=df, ax=ax)

plt.tight_layout()
```

정규분포는 수집된 자료의 분포를 근사하는 데에 자주 사용

 모든 열 대부분 값이 0이기 때문 에 거의 치우쳐 있음



NORMALIZATION

```
X = df.drop(['Country','Confirmed_Cases'],axis=1)
y=df['Confirmed_Cases']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,random_state=42)
scaler = preprocessing.StandardScaler()

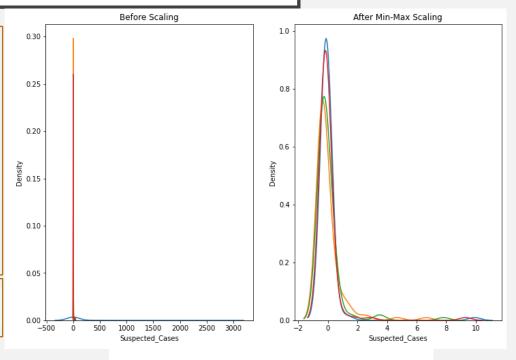
1인정규분포로만듦
```

 $\label{eq:normalized_x_train} normalized_x_train = pd.DataFrame(scaler.fit_transform(X_train), columns = X_train.columns) \\ normalized_x_train.head()$

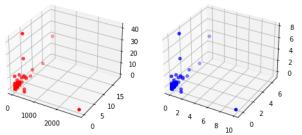
	Suspected_Cases	Hospitalized	Travel_History_Yes	Travel_History_No
0	-0.124958	2.711188	0.371794	-0.189668
1	-0.124958	-0.435317	-0.434411	-0.189668
2	-0.124958	-0.435317	-0.232860	-0.189668
3	-0.124958	1.531248	-0.031309	1.763910
4	-0.124958	0.744622	0.573345	-0.189668

BEFORE VS AFTER SCALING

```
fig, (ob1, ob2) = plt.subplots(ncols=2, figsize=(12,8))
ob1.set_title('Before Scaling')
sns.kdeplot(X_train['Suspected_Cases'],ax=ob1)
sns.kdeplot(X_train['Hospitalized'],ax=ob1)
sns.kdeplot(X_train['Travel_History_Yes'],ax=ob1)
sns.kdeplot(X_train['Travel_History_No'], ax=ob1)
ob2.set_title('After Min-Max Scaling')
sns.kdeplot(normalized_x_train['Suspected_Cases'],ax=ob2)
sns.kdeplot(normalized_x_train['Hospitalized'],ax=ob2)
sns.kdeplot(normalized_x_train['Travel_History_Yes'],ax=ob2)
sns.kdeplot(normalized_x_train['Travel_History_No'],ax=ob2)
plt.show()
fig = plt.figure(figsize=(8,6))
ob3 = fig.add_subplot(121,projection='3d')
ob4 = fig.add_subplot(122,projection='3d')
ob3.scatter(X_train['Suspected_Cases'], X_train['Hospitalized'], X_train['Travel_History_Yes'], color='red')
ob4.scatter(normalized_x_train['Suspected_Cases'],normalized_x_train['Hospitalized'],normalized_x_train['Travel_History_Yes'],color='blue')
plt.show()
 normalized_x_test = pd.DataFrame(scaler.transform(X_test),columns = X_test.columns)
```



0이 많아서 분포를 변경하는 데 스케일링이 데이터에 큰 변화 X



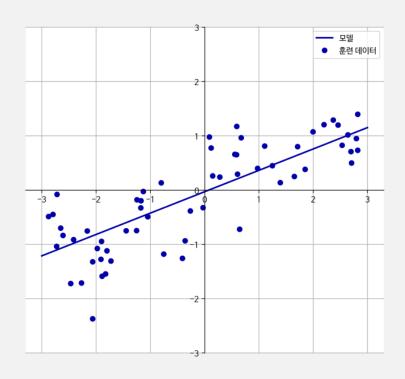
MODELLING

둘이상의 변수 간의 관계를 보여주는 통계적 방법



- LinearRegression
- DecisionTreeRegressor
- RandomForestRegressor
- ElasticNet

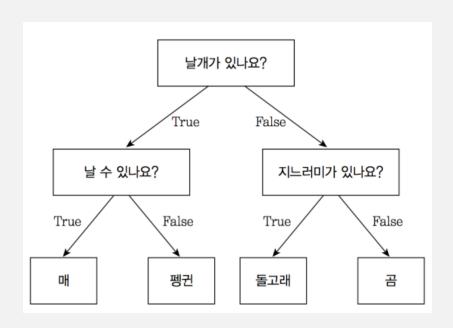
LINEAR REGRESSION



종속 변수 y와 한 개 이상의 독립 변수 X와의 선형 상관 관계를 모델링하는 회귀분석 기법

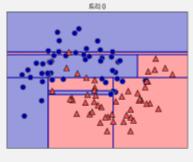
일차함수 y = ax + b를 기준으로 예측하는 모델

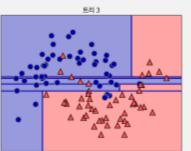
DECISION TREE REGRESSOR

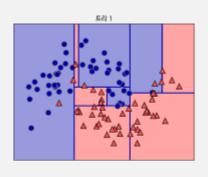


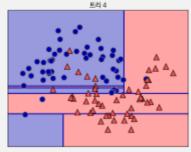
- 결정 트리 (decision tree)
 는 의사 결정 규칙과 그 결
 과들을 트리 구조로 도식화
- 결정 트리를 학습한다는 것은 정답에 가장 빨리 도달하는 예/아니오 질문 목록을 학습한다는 뜻

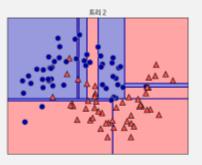
RANDOM FOREST REGRESSOR







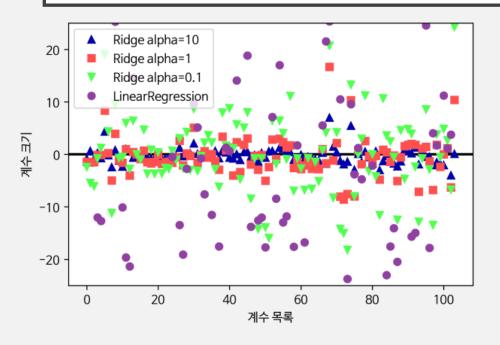






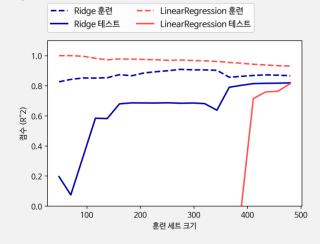
- 앙상블ensemble은 여러 머신러 닝 모델을 연결하여 더 강력한 모델을 만드는 기법
- 결정트리의 경우 각 트리는 비교 적 예측을 잘 할 수 있지만 데이 터의 일부에 과도하게 적합하는 경향
- 잘 작동하되 서로 다른 방향으로 과대적합된 트리를 많이 만들어 그 결과를 평균냄

RIDGE



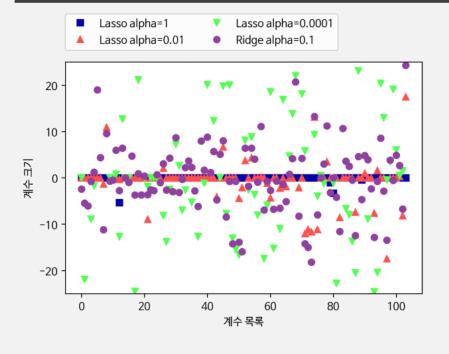
- Ridge 회귀에서의 가중치(w) 선택 (기울기)
- 가중치의 절댓값은 가능한 한 작게
- Regularization : 과대적합이 되지 않도록 모델을 강제로 제한

• L2 규제라 함



7. 머신러닝 알고리즘





- 라쏘lasso도 계수를 O에 가깝게 만들려고 함 (L1 규제)
- 어떤 계수는 O이 되어 모델에서 완전히 제외되는 특성이 발생
- 입력 특성 중 일부만 사용하므로 쉽게 해석할 수 있는 모델 만들 수 있음

7. 머신러닝 알고니즘

ELASTIC NET

- Lasso와 Ridge의 페널티를 결합
- 즉 LI 교제와 L2 교제를 적용

$$l_1 \times \sum_{j=1}^m w_j + \frac{1}{2} \times l_2 \times \sum_{j=1}^m w_j^2$$

ElasticNet 크제식

EVALUATING THE MODEL

```
d={}
def metric_scores(actual, predicted, name):
    Function To evaluate and store the evaluation metric scores .
   Arguments to be passed:

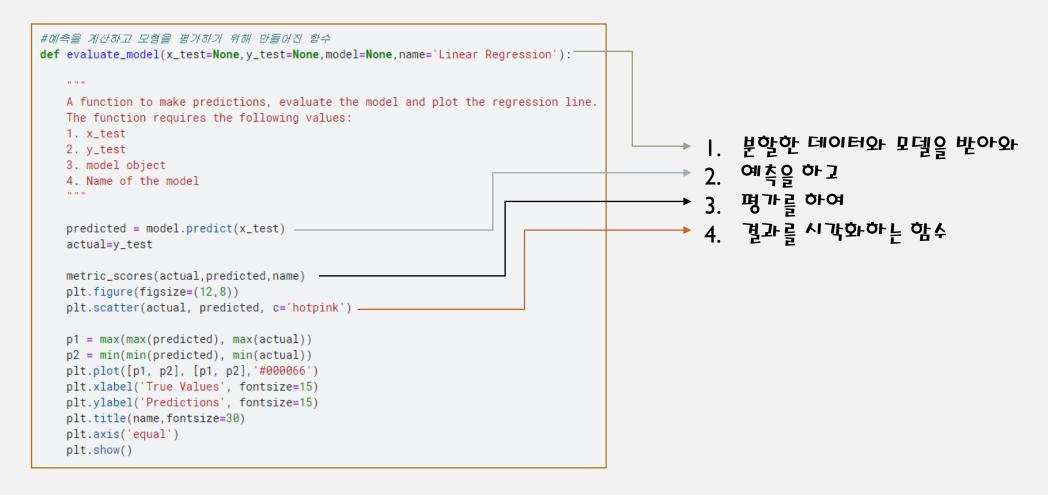
    y_test

    y_pred
    3. name of the model
   mae = mean_absolute_error(actual, predicted)
    mse = mean_squared_error(actual, predicted)
   mape = mean_absolute_percentage_error(actual, predicted)
    r2 = r2_score(actual,predicted)
    d[name]=[mae, mse, mape, r2]
    print('Mean Absolute Error is {:.3f}'.format(mae))
    print()
    print('Mean Squared Error is {:.3f}'.format(mse))
    print()
   print('Mean Absolute Percentage Error is {:.3f}'.format(mape))
    print()
   print('R Squared Error is {:.3f}'.format(r2))
    print()
```

모델 평가

- 평균 절대 오차(MAE: mean_absolute_error:)
 - 실제 값과 예측 값의 차이(Error)를 절대값으로 변환해 평균화
- 명균 제곱 오차 (MSE: mean_squared_error)
 - 실제 값과 예측 값의 차이 (Error) 를 제곱해 평균화
- 평균 절대비 오차(MAPE: mean_absolute_percentage_error)
 - MAE를 퍼센트로 변환

8. 모델 평가



LINEAR REGRESSION

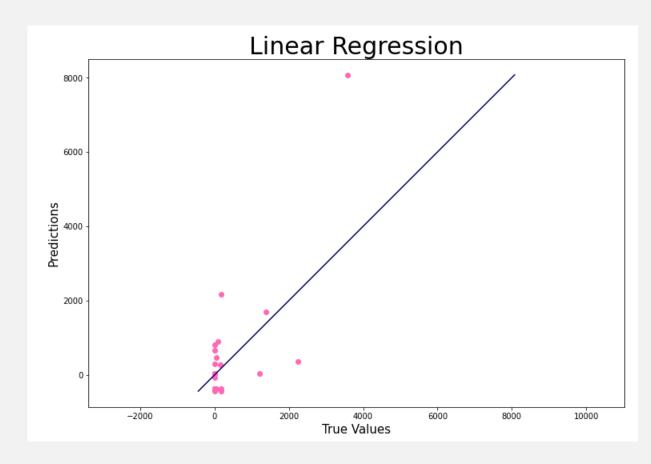
```
lr = LinearRegression()
lr.fit(normalized_x_train,y_train)
evaluate_model(x_test=normalized_x_test,y_test=y_test,model=lr,name='Linear Regression')
```

Mean Absolute Error is 675.932

Mean Squared Error is 1277093.813

Mean Absolute Percentage Error is 198342613389775488.000

R Squared Error is -0.833



DECISION TREE REGRESSOR

DR = DecisionTreeRegressor(random_state=42)

DR.fit(normalized_x_train, y_train)

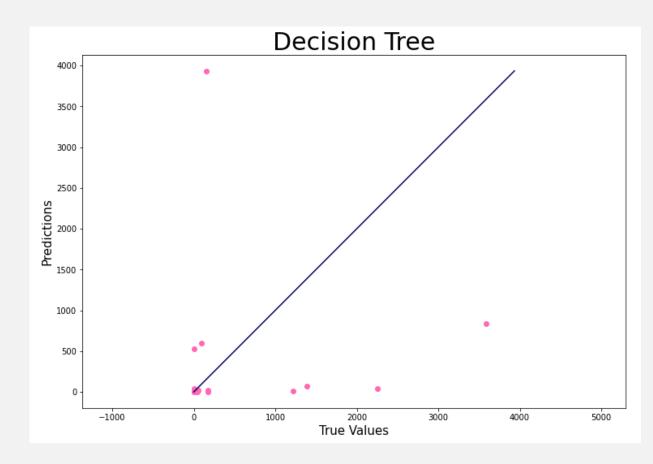
evaluate_model(x_test=normalized_x_test,y_test=y_test,model=DR,name='Decision Tree')

Mean Absolute Error is 501.984

Mean Squared Error is 1176941.613

Mean Absolute Percentage Error is 8634119995668894.000

R Squared Error is -0.689



RANDOM FOREST

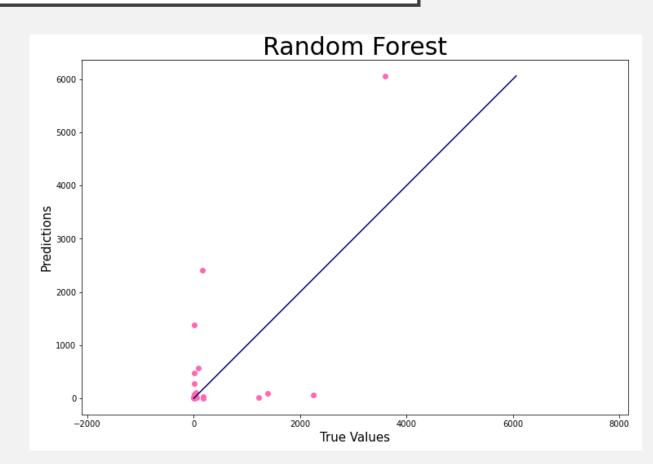
model=RandomForestRegressor(n_estimators=100, verbose=4)
model.fit(normalized_x_train, y_train)
evaluate_model(x_test=normalized_x_test,y_test=y_test,model=model,name='Random Forest')

Mean Absolute Error is 490.289

Mean Squared Error is 830426.919

Mean Absolute Percentage Error is 8681993951803089.000

R Squared Error is -0.192



ELASTIC NET

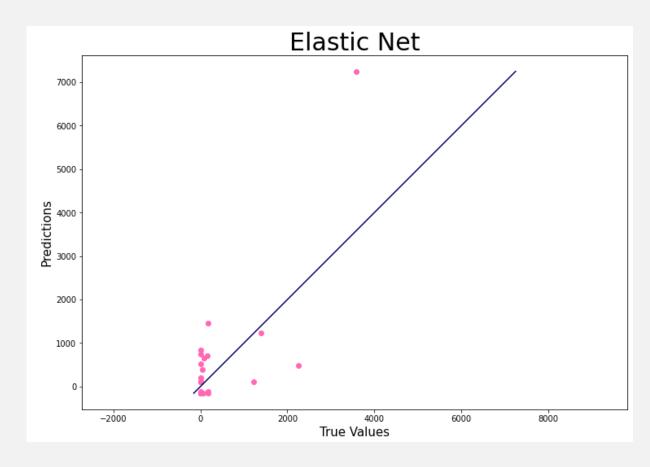
```
regr = ElasticNet()
regr.fit(normalized_x_train.values, y_train.values)
evaluate_model(x_test=normalized_x_test.values,y_test=y_test,model=regr,name='Elastic Net')
```

Mean Absolute Error is 539.828

Mean Squared Error is 852887.653

Mean Absolute Percentage Error is 79925416157109744.000

R Squared Error is -0.224



RESULT

results = pd.DataFrame(d,index = ['MAE','MSE','MAPE','R2'])
results

	Linear Regression	Decision Tree	Random Forest	Elastic Net
MAE	6.759316e+02	5.019842e+02	4.902889e+02	5.398278e+02
MSE	1.277094e+06	1.176942e+06	8.304269e+05	8.528877e+05
MAPE	1.983426e+17	8.634120e+15	8.681994e+15	7.992542e+16
R2	-8.327027e-01	-6.889785e-01	-1.917101e-01	-2.239426e-01

모델 결과가 좋지 않음

이는 확진 및 설문 응답의 경우가 부족하다는 의미

따라서 확진 케이스가 늘어날 수록, 데이터가 늘어날 수록 정확성은 개선

CONCLUDING REMARKS

- 머신러닝 알고리즘에 대하여 찾아보면서 수학적인 기반으로 구현하는 것을 보았습니다. 컴 퓨터 과학자들이 고민하고 또 고민하여 수학식을 도출한 것일 것인데 이를 구현하여 패키지 에 손쉽게 사용할 수 있도록 만든 것에 놀랐습니다.
- 이 사례에 대한 좋은 결과를 얻을 수 없었지만 이 과정에서 머신러닝 알고리즘 같이 많은 것을 배울 수 있었음에 감사드립니다.

CITATION

- https://numpy.org/
- https://pandas.pydata.org/
- https://plotly.com/python-api-reference/index.html
- https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html
- https://aws.amazon.com/ko/what-is/linear-regression/
- https://tensorflow.blog/
- OIDIXI Freepik/drobotdean, Freepik/jcomp, Freepik/starline
- https://www.who.int/

Thank you