

2023-1 데이터마이닝 보고서 양식

HCI사이언스전공, 20211580, 전수경

요약문

본 과제의 내용을 150 단어 이내로 요약해서 작성하라.

이 데이터는 전 세계 도시의 위도 및 경도 정보와 함께 AQI값 등이 표현되어 있으며 이를 통해 다양한 지역의 공기 품질에 대해 알 수 있습니다. 요즘 심각해지고 있는 대기 오염에 영향을 가장 크게 주는 물질을 알아보고, 해결방안은 어떤 것들이 있을지 고민해보았습니다.

Keywords: 본 과제와 관련된 핵심 키워드를 5개 이내로 작성하라.

AQI, 오존, NO₂, PM_{2.5}, 대기오염

1. 서론

1.1 문제 및 방법 정의

제가 사용할 데이터셋은 세계의 여러 나라와 도시들의 대기 관련 물질들의 지수를 나타내고 있는데 이들을 비교해 대기 오염과 관련한 정보들을 알아볼 수 있습니다. 데이터 전처리 과정을 거쳐 데이터를 정제한 후, 가장 영향을 크게 미치는 특성을 고르기 위해 상관관계를 분석하는 방법을 이용할 것입니다. 그리고 적절한 분류 알고리즘을 결정하여 모델을 훈련시키고, 마지막으로 모델의 성능을 평가하면서 마무리할 계획입니다. 결과를 통해 어느 도시에서 대기 오염이 심한지와 어떤 물질이 가장 영향을 많이 주는지 찾아내고, 세계적으로 대기 오염을 줄이기 위해 어떤 노력을 할 수 있을지까지 생각해보고자 합니다.

1.2 데이터 취득 방법

Kaggle 사이트에서 “AQI and Lat Long of Countries.csv” 파일을 얻었습니다.

(이후 코드를 작성할 때는, 편리함을 위해 Countries.csv 로 이름을 바꾸었습니다.)

2. 배경지식 및 개념 설명

- 사용한 데이터

Kaggle에서 얻은 ‘AQI and Lat Long of Countries.csv’ 을 사용했으며 이는 다양한 나라에 속해있는 도시들의 대기 관련 지수들을 정리한 데이터셋입니다. AQI라는 변량은 대기질지수를 의미하며 대중에게 영향을 미치는 공기 오염 정도에 대한 척도가 되는 지표이고, 이 지수가 클수록 좋지 않습니다. 미국 환경보호청(EPA)이 제공한 기준에 따르면 좋음(0~50), 보통(50~100), 민감한 사람에게 해로움(100~150), 건강에 해로움(150~200), 매우 건강에 해로움(200~300), 위험(300~600)으로 나뉩니다. 한국의 경우는 좋음(0~50), 보통(51~100), 나쁨(101~250), 매우 나쁨(251~)으로 나뉩니다. 이렇듯 나라마다 조금 다른 기준을 가지고 있으나 전체적으로 봤을 때 큰 영향을 미칠 정도로 의미가 다르지는 않습니다.

그리고 CO는 일산화탄소를 의미하며, Ozone은 오존, NO2는 이산화질소를 의미합니다. PM2.5 는 직경 값이 2.5마이크로미터 미만인 물질을 의미하며, 마지막으로 lat는 위도를 lng는 경도를 의미합니다.

- 데이터 정규화

데이터를 구성하는 각 특성의 단위가 서로 다르거나, 값의 범위가 매우 크게 차이 날 경우 제대로 모델이 학습되기 어렵습니다. 이처럼 스케일링을 거치지 않은 데이터들은 그 값의 편차가 크기 때문에 정규화를 통해 모든 데이터가 같은 정도의 스케일로 반영될 수 있도록 특성값을 조정해 주는 작업을 이용해 모델 학습이 용이하도록 바꿔주어야 합니다.
(평균은 0으로, 표준편차는 1로 값을 재조정하는 과정)

- 상관관계 분석

2개 변수가 선형 관계가 있는 범위를 표현하는 통계적 측도입니다. 원인과 결과에 관한 표현 없이 간단한 관계를 설명하는 일반적인 도구입니다. (데이터 간 단순 관계를 설명하는데 유용함)

상관계수라고 하는 척도로 설명하는데 -1에서 1사이의 값을 가지며 r로 표현합니다. 보통 시각화를 하고 싶다면 히트맵을 사용합니다.

- 서포트 벡터 머신 (SVM)

지도 학습 알고리즘 중 하나로 데이터를 분류하거나 회귀 분석을 하는 데 이용됩니다. 범주 간 경계를 찾되 데이터 개체로부터의 거리 즉, 마진을 최대로 하는 경계를 찾는 것이 특징입니다. 경계를 찾을 때 모든 데이터 개체를 고려할 필요가 없고 경계에 가까운 개체, 즉 서포트 벡터만 고려하면 되기 때문에 학습이 매우 효율적으로 이루어질 수 있고, 아웃라이어의 영향을 별로 받지 않습니다. 또 초평면이라는 개념이 사용되며 초평면 식에 대입해 그 부호에 따라 특정 점이 초평면 상단, 하단 중 어디에 위치했는지 알 수 있습니다. 분리 초평면의 값은 분류 결과의 정확도와 관련이 있고, 신규 관측치를 초평면에 대입했을 때 그 절대값이 크면 그만큼 새로운 관측치가 초평면으로부터 멀리 떨어져 있음을 의미합니다. 하

나의 분리 초평면이 존재할 수 있다면, 분리 초평면은 무수히 많이 존재할 수 있기 때문에 무한개의 초평면 중 어떤 초평면을 이용할 것인지 합리적인 선택 방법이 필요합니다. 그리고 주어진 관측치와 초평면 사이의 거리가 최대가 되는 초평면을 최대 마진 초평면이라고 합니다. 이런 최대 마진 초평면을 이용한 분류기를 최대 마진 분류기라고 합니다. 서포트 벡터 머신이 이용하는 주요 함수는 커널 함수로 비선형 문제도 처리할 수 있습니다. (SVR = Support Vector Regression / SVC = Support Vector Classification)

3. 데이터 마이닝 코드

① 데이터 전처리

데이터 전처리를 할 수 있는 다양한 방법 중 정규화를 사용하였습니다.

AQI Value, CO AQI Value, Ozone AQI Value, NO2 AQI Value, PM2.5 AQI Value의 열들을 정규화하기 위해 columns_normalize에 입력해줍니다.

MinMaxScaler는 최솟값과 최댓값을 이용하여 데이터를 0과 1 사이의 값으로 정규화하는 방법 중 하나입니다.

마지막으로 결과를 간단히 확인하기 위해 head(5) 조건을 추가해 위의 5번째까지의 값을 확인했습니다.

```
In [28]: import pandas as pd
import seaborn as sns
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import matplotlib.pyplot as plt

In [29]: data = pd.read_csv('C:/Users/82103/Downloads/Countries.csv')

columns_normalize = ['AQI Value', 'CO AQI Value', 'Ozone AQI Value', 'NO2 AQI Value', 'PM2.5 AQI Value']

scaler = MinMaxScaler()

data[columns_normalize] = scaler.fit_transform(data[columns_normalize])

print(data.head(5))
```

	Country	City	AQI Value	AQI Category	CO AQI Value	₩
0	Russian Federation	Praskoveya	0.089249	Moderate	0.007519	
1	Brazil	Presidente Dutra	0.068966	Good	0.007519	
2	Brazil	Presidente Dutra	0.068966	Good	0.007519	
3	Italy	Priolo Gargallo	0.119675	Moderate	0.007519	
4	Poland	Przasnysz	0.054767	Good	0.007519	

	CO AQI	Category	Ozone	AQI Value	Ozone	AQI	Category	NO2	AQI Value	₩
0		Good		0.162162			Good		0.000000	
1		Good		0.022523			Good		0.010989	
2		Good		0.022523			Good		0.010989	
3		Good		0.175676			Good		0.021978	
4		Good		0.153153			Good		0.000000	

	NO2	AQI	Category	PM2.5	AQI	Value	PM2.5	AQI	Category	lat	lng
0			Good			0.102			Moderate	44.7444	44.2031
1			Good			0.082			Good	-5.2900	-44.4900
2			Good			0.082			Good	-11.2958	-41.9869
3			Good			0.132			Moderate	37.1667	15.1833
4			Good			0.040			Good	53.0167	20.8833

② 상관관계 분석

분류에 가장 영향력 있는 특성을 선택하기 위해 각 변수들 사이의 상관관계를 알아보았습니다. 먼저 위에서 구한 정규화된 데이터를 사용하기 위해 `countries_df` 라는 이름을 가진 데이터프레임을 만듭니다. 간단히 결과를 확인하기 위해 `head(8)` 조건을 추가해주었습니다.

```
In [3]: countries_df = pd.DataFrame(data, columns = columns_normalize)
```

```
In [7]: countries_df.head(8)
```

Out[7]:

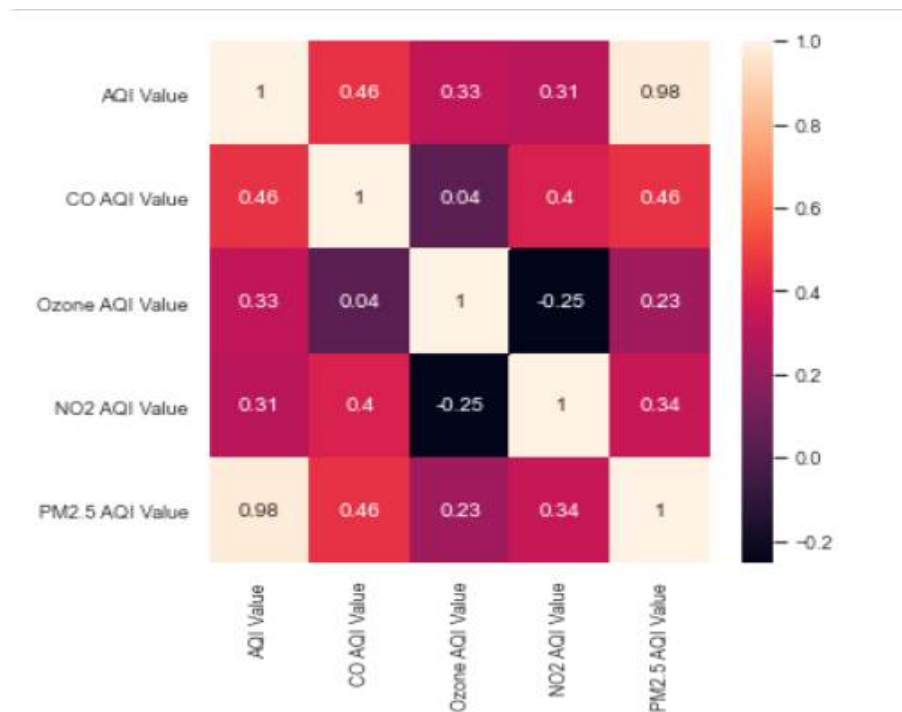
	AQI Value	CO AQI Value	Ozone AQI Value	NO2 AQI Value	PM2.5 AQI Value
0	0.089249	0.007519	0.162162	0.000000	0.102
1	0.068966	0.007519	0.022523	0.010989	0.082
2	0.068966	0.007519	0.022523	0.010989	0.082
3	0.119675	0.007519	0.175676	0.021978	0.132
4	0.054767	0.007519	0.153153	0.000000	0.040
5	0.095335	0.007519	0.063063	0.120879	0.108
6	0.095335	0.007519	0.063063	0.120879	0.108
7	0.115619	0.007519	0.130631	0.076923	0.128

다음으로 위에서 구한 데이터프레임 속 변수들의 상관관계를 시각적으로 파악하기 위해 히트맵을 작성해 보겠습니다.

`corr = countries_df.corr()` 이라는 코드를 이용해 주어진 값들 사이의 상관계수를 계산하고, `sns.heatmap`을 이용해 히트맵을 작성해 주었습니다.

```
In [32]: corr = countries_df.corr()
plt.figure(figsize=(5,5))
sns.set(font_scale=0.8)
sns.heatmap(corr, annot = True, xticklabels = corr.columns, yticklabels = corr.columns)
plt.show()
```

위 코드를 실행한 히트맵은 다음과 같습니다.



③ 알고리즘 선택

이제 앞서 정한 특성들을 분류할 수 있는 알고리즘을 선택합니다. 저는 다양한 분류 알고리즘 중 SVM, 즉 서포트 벡터 머신 이라는 알고리즘을 사용했습니다. SVM은 일반화 능력이 좋아 새로운 데이터를 잘 분류할 수 있고, 이상치에 덜 민감한 모델을 만들 수 있기 때문에 많이 사용됩니다. 저는 분류의 방법을 사용할 것이기 때문에 SVC (Support Vector Classificaton) 를 사용하겠습니다.

```
In [9]: import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.svm import SVC
```

먼저 data를 로드한 후, X와 y데이터로 나눠줍니다. 여기서 y는 예측하고자 하는 대상 열을 지정하는 것으로 저는 CO, Ozone, NO2, PM2.5를 모두 나타낸다고 볼 수 있는 AQI Value값을 선택했습니다. 그리고 훈련을 시키기 위해 X_train, X_test, y_train, y_test 로 학습 데이터와 테스트 데이터를 분리한 후, random_state값을 입력해주었습니다.

그 후 SVM모델을 생성하고 학습을 시킨 후 점수를 출력하였습니다. 저는 추가로 kernel값을

'linear' 로 지정해 선형분리를 해보았습니다.

```
In [10]: data = pd.read_csv('C:/Users/82103/Downloads/Countries.csv')

X = data[['AQI Value', 'CO AQI Value', 'Ozone AQI Value', 'NO2 AQI Value', 'PM2.5 AQI Value']]
y = data['AQI Value']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state = 123)

In [11]: model = SVC()
model.fit(X_train, y_train)

print("SVC 학습 데이터 점수: {}".format(model.score(X_train, y_train)))
print("SVC 평가 데이터 점수: {}".format(model.score(X_test, y_test)))

linear_svc = SVC(kernel='linear')
linear_svc.fit(X_train, y_train)

print("Linear SVC 학습 데이터 점수: {}".format(linear_svc.score(X_train, y_train)))
print("Linear SVC 평가 데이터 점수: {}".format(linear_svc.score(X_test, y_test)))

SVC 학습 데이터 점수: 0.16923568405079467
SVC 평가 데이터 점수: 0.1528509822712027
Linear SVC 학습 데이터 점수: 1.0
Linear SVC 평가 데이터 점수: 0.9841878294202204
```

그리고 정규화한 데이터를 입력하면 더 좋은 결과가 도출될 것이라고 예상했기 때문에 정규화를 진행하고 다시 한번 더 실행해보았습니다.

```
In [12]: scaler = StandardScaler()
X_train = scaler.fit_transform(X_train)
X_test = scaler.transform(X_test)

In [13]: model = SVC()
model.fit(X_train, y_train)

print("SVC 학습 데이터 점수: {}".format(model.score(X_train, y_train)))
print("SVC 평가 데이터 점수: {}".format(model.score(X_test, y_test)))

SVC 학습 데이터 점수: 0.1825732768948167
SVC 평가 데이터 점수: 0.14973646382367034
```

④ 모델 성능 평가

앞서 훈련시킨 모델의 성능을 평가하기 위해 정확도를 구해보겠습니다.

from sklearn.metrics import accuracy_score 코드를 추가한 후, 진행하고 마지막으로 y_pred 라는 변수를 지정해 정확도를 구합니다.


```

In [28]: import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.metrics import accuracy_score

In [29]: data = pd.read_csv('C:/Users/82103/Downloads/Countries.csv')

X = data[['AQI Value', 'CO AQI Value', 'Ozone AQI Value', 'NO2 AQI Value', 'PM2.5 AQI Value']]
y = data['AQI Value']

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, random_state = 123)

In [30]: model = SVC()
model.fit(X_train, y_train)

y_pred = model.predict(X_test)

accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print("정확도:", accuracy)

정확도: 0.1528509822712027

```

4. 결과 해석

앞서 작성한 코드들의 결과를 해석해 보겠습니다.

먼저 첫 번째로 'AQI Value, CO AQI Value, Ozone AQI Value, NO2 AQI Value, PM2.5 Value' 열에 대해서 정규화를 적용한 결과입니다. (위에 해당하는 값들이 모두 0과 1사이의 값으로 바뀐 것을 볼 수 있습니다.)

	Country	City	AQI Value	AQI Category	CO AQI Value	₩
0	Russian Federation	Praskoveya	0.089249	Moderate	0.007519	
1	Brazil	Presidente Dutra	0.068966	Good	0.007519	
2	Brazil	Presidente Dutra	0.068966	Good	0.007519	
3	Italy	Priolo Gargallo	0.119675	Moderate	0.007519	
4	Poland	Przasnysz	0.054767	Good	0.007519	

	CO AQI Category	Ozone AQI Value	Ozone AQI Category	NO2 AQI Value	₩
0	Good	0.162162	Good	0.000000	
1	Good	0.022523	Good	0.010989	
2	Good	0.022523	Good	0.010989	
3	Good	0.175676	Good	0.021978	
4	Good	0.153153	Good	0.000000	

	NO2 AQI Category	PM2.5 AQI Value	PM2.5 AQI Category	lat	lng
0	Good	0.102	Moderate	44.7444	44.2031
1	Good	0.082	Good	-5.2900	-44.4900
2	Good	0.082	Good	-11.2958	-41.9869
3	Good	0.132	Moderate	37.1667	15.1833
4	Good	0.040	Good	53.0167	20.8833

다음으로 이렇게 바꾼 데이터들을 데이터프레임으로 변환하였습니다.

Out[7]:

	AQI Value	CO AQI Value	Ozone AQI Value	NO2 AQI Value	PM2.5 AQI Value
0	0.089249	0.007519	0.162162	0.000000	0.102
1	0.068966	0.007519	0.022523	0.010989	0.082
2	0.068966	0.007519	0.022523	0.010989	0.082
3	0.119675	0.007519	0.175676	0.021978	0.132
4	0.054767	0.007519	0.153153	0.000000	0.040
5	0.095335	0.007519	0.063063	0.120879	0.108
6	0.095335	0.007519	0.063063	0.120879	0.108
7	0.115619	0.007519	0.130631	0.076923	0.128

데이터프레임으로 변환한 이유는 상관관계를 분석하기 위해서이며, 상관관계를 알아보기 쉽게 히트맵으로 작성한 결과입니다.



AQI Value는 대기질 지수를 의미하며 주요 오염원인인 PM2.5(초미세먼지), PM10(미세먼지), CO(일산화탄소), 이산화황, NO2(이산화질소), 오존을 측정합니다. (단, 제가 사용한 데이터셋에서는 4개의 요인만 나타나고 있습니다.) 즉 사람들이 흔히 보는 대기오염 지수는 AQI Value이며 공기의 이러한 원인을 모두 합해 공기의 상태를 통합하여 나타낸 지수라고 생각하면 됩니다.

히트맵을 보면 AQI Value는 PM2.5 Value, 초미세먼지와 가장 상관이 높은 것을 알 수 있으며

CO Value는 AQI Value와 PM2.5 Value와 어느 정도의 상관성이 있는 것을 알 수 있습니다. 그리고 NO2 Value는 PM2.5 Value와 약간의 상관성이 있다는 것을 볼 수 있습니다.

이를 통해 초미세먼지가 가장 대기질에 영향을 많이 미치며 그러한 초미세먼지는 일산화탄소의 영향을 주로 받는다는 것을 알 수 있습니다. 나머지 원인들은 모두 비슷하게 영향을 미치기 때문에 최종적으로 대기오염에는 일산화탄소와 초미세먼지가 가장 큰 영향을 준다는 결론을 내릴 수 있습니다.

다음은 서포트 벡터 머신 알고리즘으로 학습한 모델의 점수를 도출한 결과입니다. 아무런 조건도 주지 않고 실행한 것과 kernel값을 linear로 설정한 후 실행한 점수를 비교해 보면 후자에서 훨씬 좋은 점수를 나타내고 있는 것을 알 수 있습니다. linear는 데이터를 고차원 공간으로 변환하지 않고 선형 분리를 시도하며 결정 경계가 선형으로 제한되어 데이터가 선형으로 구분될 수 있는 경우에만 적용됩니다.

```
SVC 학습 데이터 점수: 0.16923568405079467
SVC 평가 데이터 점수: 0.1528509822712027
Linear SVC 학습 데이터 점수: 1.0
Linear SVC 평가 데이터 점수: 0.9841878294202204
```

정규화를 진행한 데이터로 점수를 도출해보면 처음에 실행했던 점수와 큰 차이는 없었습니다. 사실 훨씬 더 좋은 점수를 얻지 않을까 싶었는데, 학습 데이터에서만 소폭 상승한 모습을 보이고, 평가 데이터에서는 오히려 조금 더 감소한 모습을 보여 큰 효과는 없었습니다.

```
SVC 학습 데이터 점수: 0.1825732768948167
SVC 평가 데이터 점수: 0.14973646382367034
```

마지막으로 이렇게 훈련 시킨 모델의 정확도를 평가해보았습니다.

정확도: 0.1528509822712027

정확도는 0과 1사이의 값으로 나타내어지며 1에 가까울수록 예측의 정확도가 높다는 것을 의미합니다. 그러나 위에서 보시다시피 0.15 정도밖에 되지 않는 정확도가 나왔으며 아마 이 데이터셋을 활용한 모델은 정확도만으로 평가하는 것이 옳지 않은 것 같습니다.

예를 들어 만약, 데이터셋에 불균형이 존재한다면 모델이 예측을 특정 클래스로만 치우치는 경향이 있을 수 있습니다. 이때는 정확도만 평가하기보다 다른 평가 지표들을 함께 고려하는 것이 좋습니다. (이때 사용되는 다른 지표들에는 정밀도, 재현율, F1스코어 등이 있습니다.) 확실하지는 않지만 제가 사용한 데이터셋도 복잡한 요인들이 혼합되어 있기 때문에 다른 평가 지표들과 함께 한다면 정확도가 조금 더 상승하지 않을까 싶습니다.

5. 결론 및 추가로 생각해볼 것

앞서 결과 해석에서 AQI Value는 PM2.5 Value와 CO Value, 즉 초미세먼지와 일산화탄소에 의해 가장 영향을 받는다고 알아보았습니다. 초미세먼지는 미세먼지 중 총 지름이 2.5마이크로미터 이하에 속하는 것을 말하며 주로 석유나 석탄 등의 화석연료, 자동차의 배연 등을 원인으로 발생한다고 합니다. 크기가 너무 작기 때문에 눈이 보이지도 않을뿐더러 피부나 두피의 모공 속까지 침투 가능해 사람에게 매우 유해한 물질입니다. 일산화탄소는 무색무취의 유독 가스이며 맛이나 냄새, 시각으로 감지할 수 없어 혹시 실내에서 발생한다면 목숨을 잃을 수도 있는 위험한 물질입니다. 가스레인지, 히터, 자동차 배기가스, 담배 연기 등에서 발생하며 노출되었을 시 협심증, 시력 저하, 두통, 메스꺼움 등의 증상이 나타날 수 있습니다.

이러한 초미세먼지와 일산화탄소를 줄이기 위해서는 일단 친환경 자동차를 개발하는 것이 최우선입니다. 자동차에서 나오는 나쁜 물질들이 모두 영향을 미치기 때문인데, 현재 전기차를 비롯하여 많은 친환경 자동차들이 개발되고 있습니다. 또 초미세먼지의 경우 사업장에서 배출되는 양을 줄이기 위해 관련 규제들이 시행되고 있으며 도로에서 발생하는 먼지 제거를 위해 주기적으로 물청소가 진행되고 있다고 합니다. 일산화탄소 역시 자동차가 가장 큰 영향을 미치는 것으로 비슷한 규제와 정책들이 시행되고 있습니다. 그리고 실내에서 주의할 점은 가스 용품을 항상 올바르게 점검하며 히터 사용 시 통풍구가 존재하는 히터를 사용해야 한다고 합니다.

마지막으로 앞선 코드와 시각화 화면에서는 보이지 않았지만 데이터셋에는 나라와 도시들도 존재했는데 AQI Value를 내림차순으로 정렬해본 결과, 파키스탄과 미국, 인도가 상위권에 있었습니다. AQI Value가 무려 500 이었는데 제일 높은 위험을 나타내는 값이라 놀람도 잠시, 32위에 한국의 서울이 있었습니다. 서울도 421이라는 높은 수치를 나타냈는데 일산화탄소 지수는 13위에 있을 정도로 높아 대기오염이 정말 심각하구나 하는 것을 느낄 수 있었습니다. 반면 앞서 말한 파키스탄과 미국, 인도는 일산화탄소보다는 초미세먼지의 지수가 높다는 것도 알 수 있었습니다.

사실 대기오염은 한 나라의 문제가 아닌 주변 국가 및 전 세계의 문제이기 때문에 모두가 노력해야 개선할 수 있는 문제라고 생각합니다. 최근 들어 지구온난화에 대한 관심과 걱정이 증가하고 있고, 수소차 및 전기차의 개발과 상용화도 활발히 이루어지고 있으므로 점점 더 대기

오염이 감소할 수 있지 않을까 생각합니다.

6. 참고문헌

데이터 취득 방법 : Kaggle 사이트 활용 [World Air Quality Index by City and Coordinates | Kaggle](#)

[네이버 지식백과] AQI (시상상식사전) [AQI\(대기 질 지수\) \(naver.com\)](#)

[jmp] 상관관계 https://www.jmp.com/ko_kr/statistics-knowledge-portal/what-is-correlation.html

[네이버 지식백과] 서포트 벡터 머신 (AI용어사전) [서포트 벡터 머신 \(naver.com\)](#)

[NAAQS Table | US EPA] 공기질지수 <https://www.epa.gov/criteria-air-pollutants/naaqs-table>

[한국수력원자력 공식 블로그] 미세먼지와 초미세먼지의 차이점은?

https://m.blog.naver.com/PostView.naver?isHttpsRedirect=true&blogId=i_love_khnp&logNo=221464093187

[EPA] 일산화탄소가 실내 공기 질에 미치는 영향

<https://www.epa.gov/lep/ilsanhwatansoga-silnae-gonggi-jile-michineun-yeonghyang>

[서울특별시 대기환경정보] 대기오염물질 정보

<https://cleanair.seoul.go.kr/information/inf0152>