

# 재생에너지 분석

\_태양에너지와 풍력энер지를 중심으로

Like\_lion\_13th \_정수빈.py

# 목차

---

01 에너지 전환 필요성 및 현황

02 태양열, 풍력 발전 분석

03 결론 및 한계

# PART 1.

에너지 전환 필요성 및 현황



# 에너지 전환 및 에너지

## 001 >> 1차 에너지

: 오랜 세월 자연적으로 형성된 천연 상태의 가공되지 않은 에너지.

화석연료 : 석탄, 석유, 천연가스(LNG)

신재생에너지 : 수력, 원자력, 태양열, 태양광, 풍력, 바이오매스, 지열에너지, 등

## 002 >> 2차 에너지

: 1차에너지를 전환 가공해 얻을 수 있는 에너지

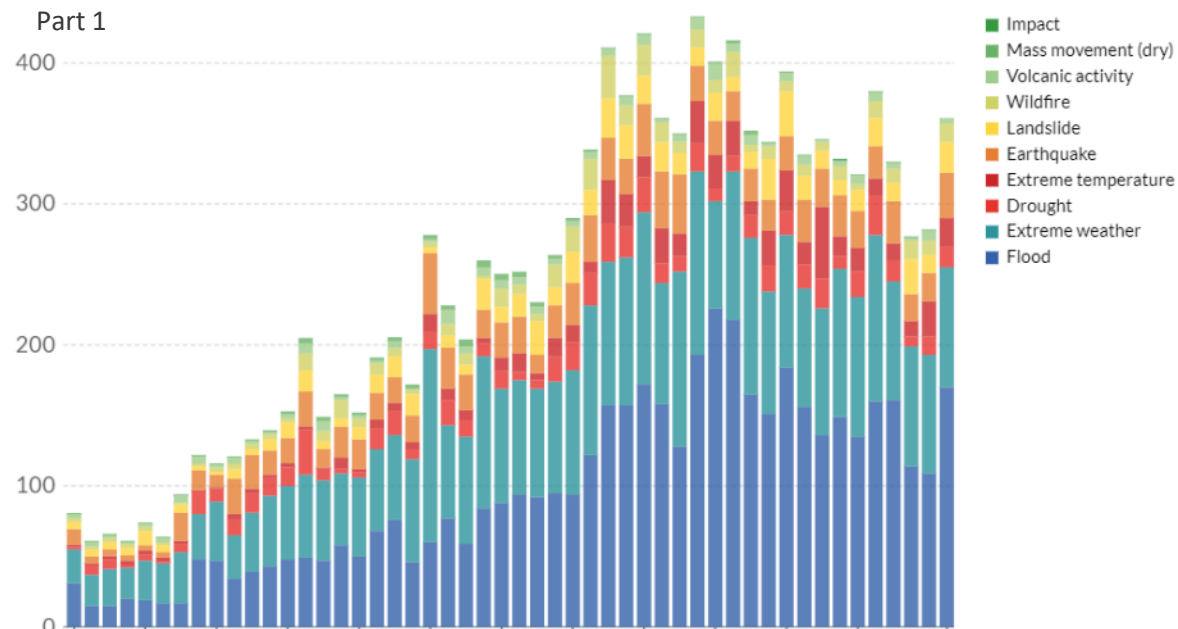
ex – 전력, 도시가스, 석유제품 등

## 003 >> 에너지전환 (Energy Transition)

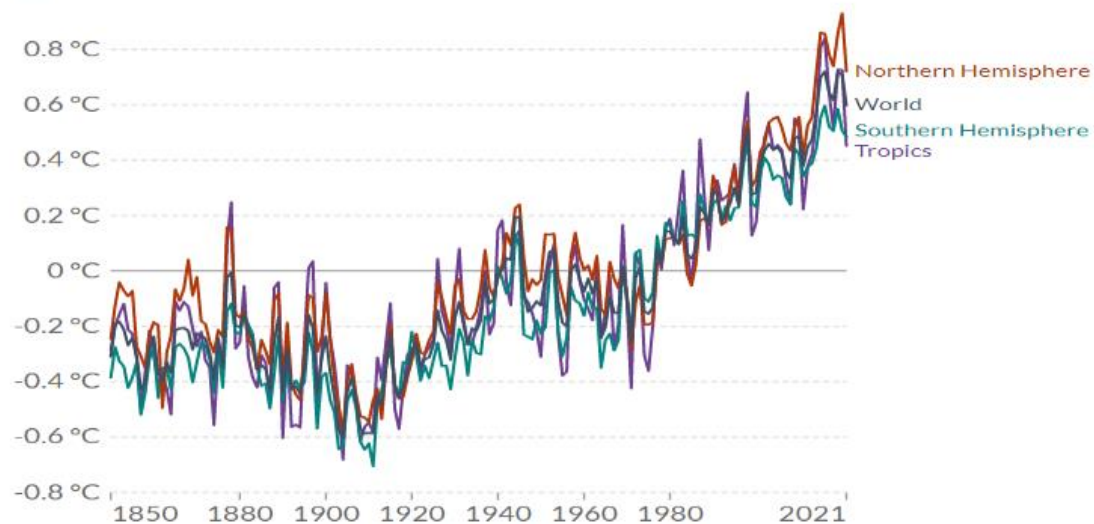
: 현 지속 불가능한 에너지 공급체계를 재생에너지 이용한 지속가능한 방법으로 바꾸는 것

: 에너지 효율 높이거나 기기 바꾸는 것 포함, 산업 및 사회 전체를 에너지의 관점에서 새롭게 재구성

## Part 1



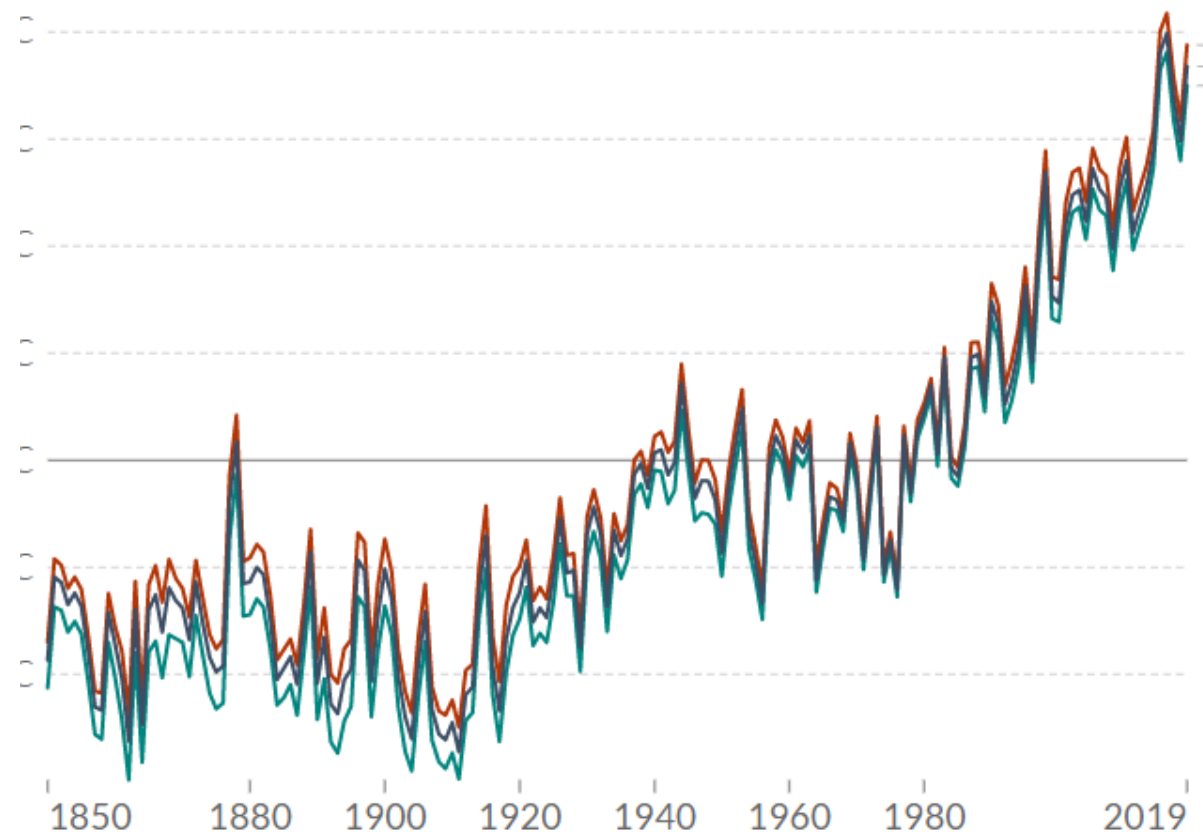
+ Add region



## Average temperature anomaly, Global

Global average land-sea temperature anomaly relative to the 1961-1990 average temperature.

Change region



Source: Hadley Centre (HadCRUT4)

OurWorldInData.org/co2-and-other-greenhouse-gas-emissions

The red line represents the median average temperature change, and grey lines represent the upper and lower 95% confidence intervals.

# 기후변화에 대한 국제적 대응

## 1992 유엔기후변화협약

Annex별로 감축목표 설정  
Annex1 42개국  
Annex2 24개국  
non-Annex

## 2009 post-2012체제 좌초

선진국과개도국의의견차

## 2015 파리협정

선진국에만 온실가스 감축 의무 부과하던  
교토의정서 체제를 넘어 모든 국가가 참여

## 1997 교토의정서

6가지 온실가스 정의  
배출권거래제, 공동이행제도 등 도입

## 2011~ 더반플랫폼 합의

기온 상승을 산업화 이전 대비  
2도 이내로 억제하기 위하여  
2020년 이후의 국가별 기여  
방안 결정

“

기후변화에 대한 노력은 잘 이루어지고 있는가?.

”

# PART 2.

태양열, 풍력 발전 분석





## >> 목적

1. 신재생에너지 발전규모가 큰 국가와 에너지전환에 적극적인 국가를 알아본다
2. 신재생에너지 발전량과 연관된 요인을 분석한다
3. 한국의 신재생에너지 발전에 대한 현황 분석 후 에너지전환에 대한 적극도를 판단한다.

## >> 데이터 수집 및 분석 방법

1. Our World in Data / BP (British Petroleum) /
2. 통계시각화 및 회귀분석

# 01\_태양열, 수력에너지 현황

## 사용 라이브러리

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from pandas import Series, DataFrame
import matplotlib
```

## 사용 데이터

출처 : BP 에너지원별 보고서

solar.head()

	ISO	Megawatts	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	...	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	growth_rate_2020
0	CAN	Canada	3	3	5	6	7	9	10	12	...	1843	2517	2661	2913	3100	3310	3325	0.20%
1	MEX	Mexico	10	11	12	13	14	15	16	16	...	116	173	389	674	2541	4426	5630	26.90%
2	USA	US	14	15	15	17	19	22	28	73	...	15984	21684	32958	41357	51426	58924	73814	24.90%
3	ARG	Argentina	0	0	0	0	0	0	0	0	...	8	9	9	9	191	442	764	72.40%
4	BRA	Brazil	0	0	0	0	0	0	0	0	...	20	41	148	1296	2470	4615	7881	70.30%

5 rows × 30 columns

wind.head()

	ISO	Megawatts	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	...	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	grc
0	CAN	Canada	0.0	0.0	26.0	83.0	126.0	139.0	214.0	270.0	...	9694.0	11214.0	11973.0	12403.0	12816.0	13413.0	13577.0	
1	MEX	Mexico	0.0	0.0	2.0	2.0	2.0	17.0	17.0	18.0	...	2569.0	3271.0	4051.0	4199.0	4875.0	6591.0	8128.0	
2	USA	US	0.0	0.0	1611.0	2141.0	2445.0	2377.0	3864.0	4417.0	...	64232.0	72573.0	81286.0	87597.0	94417.0	103571.0	117744.0	
3	ARG	Argentina	0.0	0.0	9.0	14.0	14.0	14.0	25.0	26.0	...	215.0	187.0	187.0	257.0	750.0	1609.0	2624.0	
4	BRA	Brazil	0.0	0.0	4.0	19.0	22.0	22.0	24.0	22.0	...	4888.0	7633.0	10129.0	12304.0	14843.0	15438.0	17198.0	

5 rows × 31 columns

## 2017-2019 데이터 변형 및 추가

```
solar_3yrs = solar.iloc[:, [0, 23, 24, 25] ]
solar_3yrs.head()
```

```
wind_3yrs = wind.iloc[:, [0, 24, 25, 26] ]
wind_3yrs.head()
```

```
solar_3yrs_sum = solar_3yrs.iloc[:, 1:4].sum(axis=1)
solar['3yrs_sum'] = solar_3yrs.iloc[:, 1:4].sum(axis=1)
solar.head()
```

	2016	2017	2018	2019	2020	growth_rate_2020	growth_rate_9020	share_2020	3yrs_sum
0	361	2913	3100	3310	3325	0.20%	42.60%	0.50%	9323
1	389	674	2541	4426	5630	26.90%	67.80%	0.80%	7641
2	358	41357	51426	58924	73814	24.90%	47.80%	10.40%	151707
3	9	9	191	442	764	72.40%	na	0.10%	642
4	148	1296	2470	4615	7881	70.30%	na	1.10%	8381

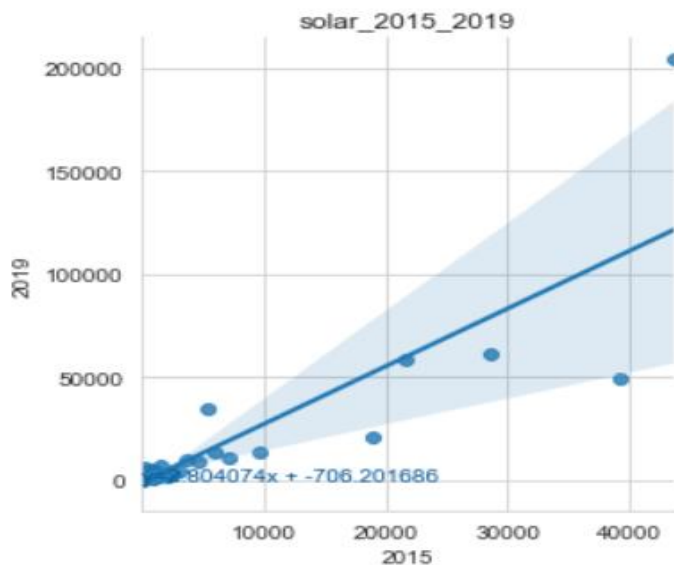
```
wind_3yrs_sum = wind_3yrs.iloc[:, 1:4].sum(axis=1)
wind['3yrs_sum'] = wind_3yrs.iloc[:, 1:4].sum(axis=1)
wind.head()
```

	2017	2018	2019	2020	growth_rate_2020	growth_rate_9020	share_2020	3yrs_sum
0	361.0	2913.0	3100.0	3325.0	0.90%	15.10%	1.90%	38632.0
1	389.0	4875.0	6591.0	8128.0	23.00%	31.50%	1.10%	15665.0
2	357.0	94417.0	103571.0	117744.0	13.40%	11.70%	16.10%	285585.0
3	57.0	750.0	1609.0	2624.0	62.60%	50.10%	0.40%	2616.0
4	148.0	14843.0	15438.0	17198.0	11.10%	38.30%	2.30%	42585.0

# 01\_태양에너지 현황

```
from statsmodels.formula.api import ols
import statsmodels.api as sm
```

```
z = np.polyfit(solar['2015'], solar['2019'], 1)
f = np.poly1d(z)
print("기울기 :", z[0], ', ', "y절편 :", z[1])
print("f(1):", f(1))
###
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x='2015', y='2019', data=solar, size=4)
plt.title("solar_2015_2019")
plt.text(4,10, "y=%fx + %f" % (z[0], z[1]), color = '#005599')
plt.show()
```



기울기 : 2.804074212834738 , y절편 : -706.2016858120044  
f(1): -703.3976115991696

1\_ 대부분의 국가가 태양에너지를

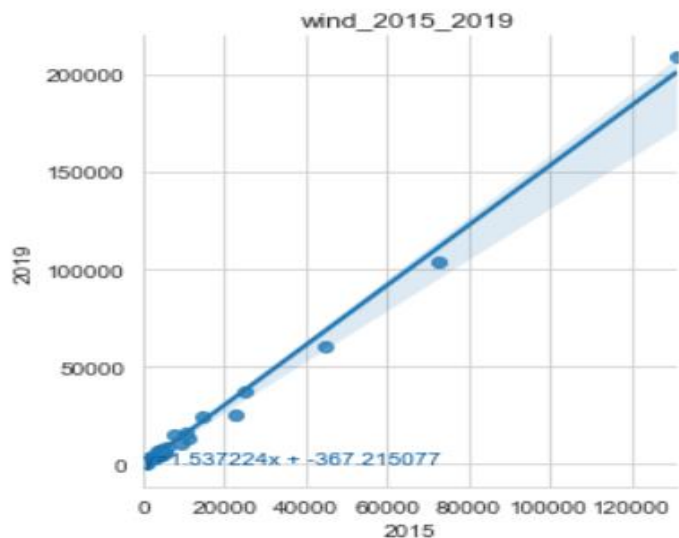
확대하고자 하는 세계적 흐름에 따라가고 있음

2\_ Solar는 회귀선에서 동떨어진 국가가 꽤 있음.

# 01\_풍력에너지 현황

```
from statsmodels.formula.api import ols
import statsmodels.api as sm
```

```
z = np.polyfit(wind['2015'], wind['2019'], 1)
f = np.polyval(z)
print("기울기 :", z[0], ', ', "y절편 :", z[1])
print("f(1):", f(1))
###
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x='2015', y='2019', data=wind, size=3)
plt.title("wind_2015_2019")
plt.text(4,10, "y=%fx + %f" % (z[0], z[1]), color = '#005599')
plt.show()
```



기울기 : 1.5372244135482653 , y절편 : -367.21507666814915  
f(1): -365.6778522546009

1\_ solar와 wind 모두 대부분의 국가가 재생에너지를 확대하고자 하는 세계적 흐름에 따라가고 있음

2\_ wind는 회귀선에 근접함,

많은 국가가 2015년에 비해 2019년에 약 1.5배 증가

3\_ Solar는 회귀선에서 동떨어진 국가가 꽤 있음.

wind에 비해 solar는 국가의 개별적 요인에 의해 영향을 많이 받는 재생에너지원일까?

주의 : solar보다 wind가 가파르게 증가한 듯 보이나,

2015년의 x축값의 범위가 달라 실제로는 solar가 더 가파르게 증가함.

보완점 1) x축과 y축의 범위 설정할 수 있다면 증가추세 시각적으로도 정확히 표현할 수 있을 것

보완점 2) 회귀식 위치 조정

# 01\_재생에너지 현황\_# 발생한 문제 및 해결과정

```
wind.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
```

```
RangeIndex: 50 entries, 0 to 49
```

```
Data columns (total 32 columns):
```

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	ISO	45 non-null	object
1	Megawatts	49 non-null	object
2	1995	45 non-null	float64
3	1996	45 non-null	float64
4	1997	45 non-null	float64
5	1998	45 non-null	float64
6	1999	45 non-null	float64
7	2000	45 non-null	float64
8	2001	45 non-null	float64
9	2002	45 non-null	float64
10	2003	45 non-null	float64
11	2004	45 non-null	float64
12	2005	45 non-null	float64
13	2006	45 non-null	float64
14	2007	45 non-null	float64
15	2008	45 non-null	float64
16	2009	45 non-null	float64
17	2010	45 non-null	float64
18	2011	45 non-null	float64
19	2012	45 non-null	float64
20	2013	45 non-null	float64
21	2014	45 non-null	float64
22	2015	45 non-null	float64
23	2016	45 non-null	float64
24	2017	45 non-null	float64
25	2018	45 non-null	float64
26	2019	45 non-null	float64
27	2020	45 non-null	float64

발생한 문제 : float64형태의 데이터로는 산점도 그릴 수 없었음

**LinAlgError**: SVD did not converge in Linear Least Squares

```
wind['2019'] = wind['2019'].fillna(-1)
```

```
wind['2019'] = wind['2019'].astype('int')
```

```
wind.info()
```

15	2008	45 non-null	float64
16	2009	45 non-null	float64
17	2010	45 non-null	float64
18	2011	45 non-null	float64
19	2012	45 non-null	float64
20	2013	45 non-null	float64
21	2014	45 non-null	float64
22	2015	50 non-null	int32
23	2016	45 non-null	float64
24	2017	45 non-null	float64
25	2018	45 non-null	float64
26	2019	50 non-null	int32
27	2020	45 non-null	float64

# 02\_GDP 및 인구와의 상관관계

## >> 사용 라이브러리

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import matplotlib
```

```
from pandas import Series, DataFrame
from matplotlib import font_manager
```

```
from statsmodels.formula.api import ols
import statsmodels.api as sm
```

## >> 데이터 전처리

```
# population_m = population/1,000,000
# population_b = population/1,000,000,000
# gdp_b = gdp/1,000,000,000
# gdp_t = gdp/1,000,000,000,000
```

```
solar_2019['gdp_t'] = solar_2019['gdp_b']/1000
wind_2019['gdp_t'] = wind_2019['gdp_b']/1000
```

```
solar_2019['population_m'] = solar_2019['population']/1000000
wind_2019['population_m'] = wind_2019['population']/1000000
```

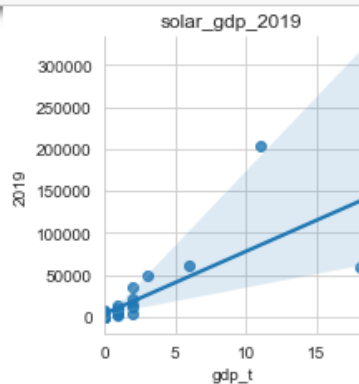
```
solar_2019['population_b'] = solar_2019['population']/1000000000
wind_2019['population_b'] = wind_2019['population']/1000000000
```

```
solar_2019['gdp_b'] = solar_2019['gdp_b'].astype('int')
wind_2019['gdp_b'] = wind_2019['gdp_b'].astype('int')
solar_2019['gdp_t'] = solar_2019['gdp_t'].astype('int')
wind_2019['gdp_t'] = wind_2019['gdp_t'].astype('int')
solar_2019['population_m'] = solar_2019['population_m'].astype('int')
wind_2019['population_m'] = wind_2019['population_m'].astype('int')
```

# 02\_GDP 및 인구와의 상관관계

>> gdp\_태양열

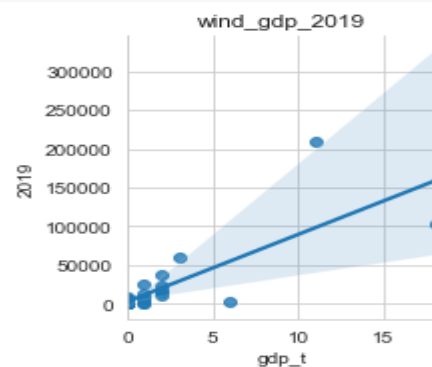
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="gdp_t", y='2019', data=solar_2019, size=3)
plt.title("solar_gdp_2019")
plt.show()
solar_2019[['gdp_t', '2019']].corr()
```



	gdp_t	2019
gdp_t	1.000000	0.729093
2019	0.729093	1.000000

>> gdp\_풍력

```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x='gdp_t', y='2019', data=wind_2019, size=3)
plt.title("wind_gdp_2019")
plt.show()
wind_2019[['gdp_t', '2019']].corr()
```



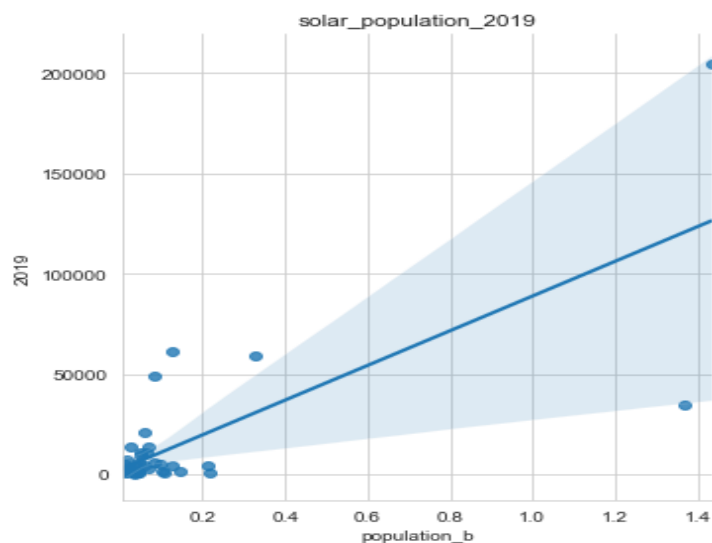
	gdp_t	2019
gdp_t	1.000000	0.790502
2019	0.790502	1.000000

1. gdp가 증가함에 따라 태양열, 풍력 둘 다 증가하는 경향
2. 이상치 (solar \_ 중국/미국 , wind\_ 중국/미국)

# 02\_GDP 및 인구와의 상관관계

## >> 인구\_태양열

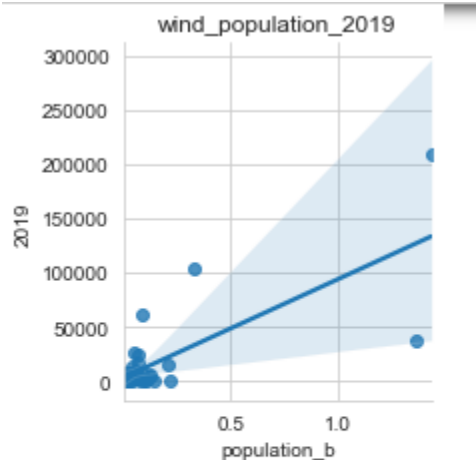
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="population_b", y='2019', data=solar_2019, size=5)
plt.title("solar_population_2019")
plt.show()
solar_2019[['population_b', '2019']].corr()
```



	population_b	2019
population_b	1.000000	0.759915
2019	0.759915	1.000000

## >> 인구\_풍력

```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="population_b", y='2019', data=wind_2019, size=5)
plt.title("wind_population_2019")
plt.show()
wind_2019[['population_b', '2019']].corr()
```



	population_b	2019
population_b	1.000000	0.747377
2019	0.747377	1.000000

1. 인구가 증가함에 따라 태양열, 풍력 둘 다 증가하는 경향
2. 이상치 (solar \_ 중국/인도 , wind \_ 중국/인도)



## 03\_ 자연재해와의 상관관계

자연재해 선정 이유 : 자연재해의 피해를 몸소 겪은 국가는 기후변화에 더 민감하게 반응하여 에너지 전환을 중요하게 여길 것이다

>> 데이터 파일 병합

```
disaster.head()
```

	Entity	Code	Year	total_disaster	disaster/person
0	Afghanistan	AFG	2019	117897320	1178.97320
1	Albania	ALB	2019	4052785	40.52785
2	Algeria	DZA	2019	160459033	1604.59033
3	Armenia	ARM	2019	47050238	470.50238
4	Australia	AUS	2019	5808438	58.08438

```
solar_2019_ = solar_2019.merge(disaster, left_on = 'Code', right_on = 'Code')
solar_2019_
```

```
wind_2019_ = wind_2019.merge(disaster, left_on = 'Code', right_on = 'Code')
wind_2019_
```

```
solar_2019_.columns
```

```
Index(['Code', 'country', 'year', 'co2', 'co2_growth_prct', 'co2_growth_abs',
       'co2_per_capita', 'share_global_co2', 'cumulative_co2',
       'share_global_cumulative_co2', 'population', 'Year_x', 'gdp_b', 'gdp',
       'ISO', '2017', '2018', '2019', '3yrs_sum', 'gdp_t', 'population_m',
       'population_b', 'Entity', 'Year_y', 'total_disaster',
       'disaster/person'],
      dtype='object')
```

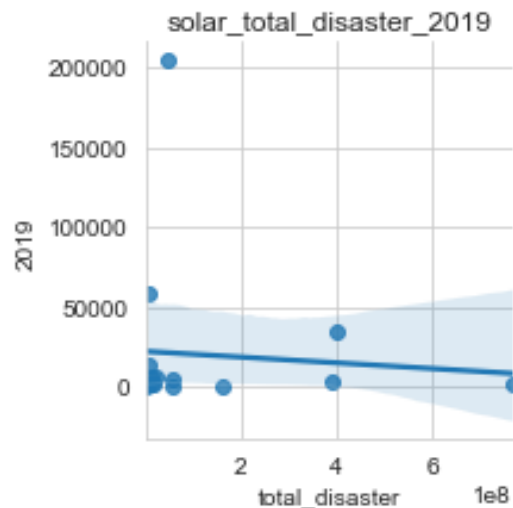
```
wind_2019_.columns
```

```
Index(['Code', 'country', 'year', 'co2', 'co2_growth_prct', 'co2_growth_abs',
       'co2_per_capita', 'share_global_co2', 'cumulative_co2',
       'share_global_cumulative_co2', 'population', 'Year_x', 'gdp_b', 'gdp',
       'ISO', '2017', '2018', '2019', '3yrs_sum', 'gdp_t', 'population_m',
       'population_b', 'Entity', 'Year_y', 'total_disaster',
       'disaster/person'],
      dtype='object')
```

# 03\_ 자연재해와의 상관관계

# 자연재해와 태양열

```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="total_disaster", y='2019', data=solar_f, size=5)
plt.title("solar_total_disaster_2019")
plt.show()
```

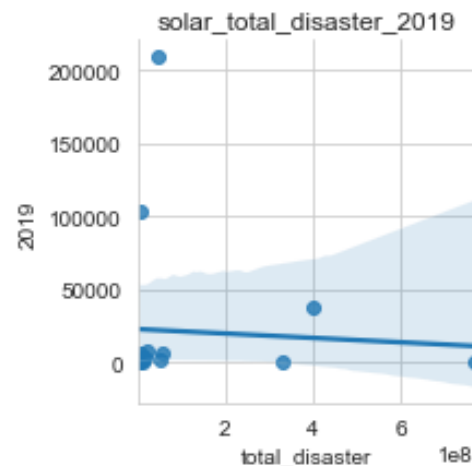


```
solar_f[['total_disaster', '2019']].corr()
```

	total_disaster	2019
total_disaster	1.000000	-0.075862
2019	-0.075862	1.000000

# 자연재해와 풍력

```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="total_disaster", y='2019', data=wind_f, size=5)
plt.title("solar_total_disaster_2019")
plt.show()
```



```
wind_f[['total_disaster', '2019']].corr()
```

	total_disaster	2019
total_disaster	1.000000	-0.057496
2019	-0.057496	1.000000

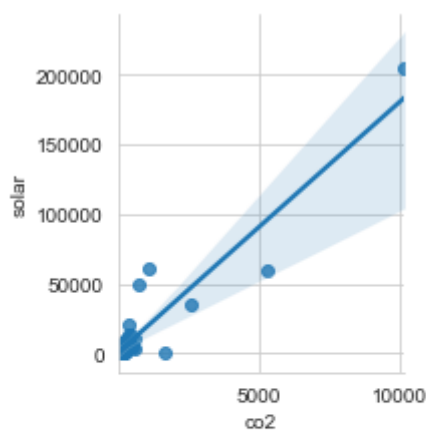
자연재해와 재생에너지 발전량은 상관관계가 없다.

1인당 자연재해와 재생에너지 발전량 관계도 거의 유사한 결과를 얻었다.

# 04\_ 태양열-co2와의 상관관계

## < Co2발생량 >

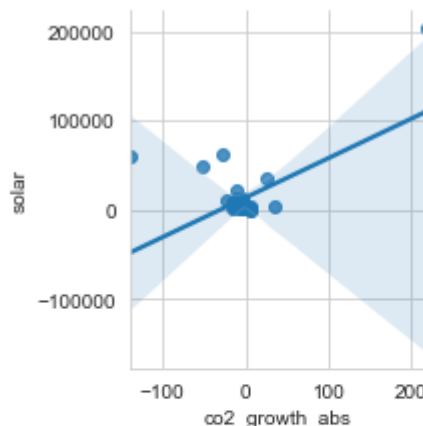
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="co2", y='solar', data=solar, size=5)
plt.show()
solar[['co2', 'solar']].corr()
```



	co2	solar
co2	1.000000	0.929917
solar	0.929917	1.000000

## < Co2 증가 절대량 >

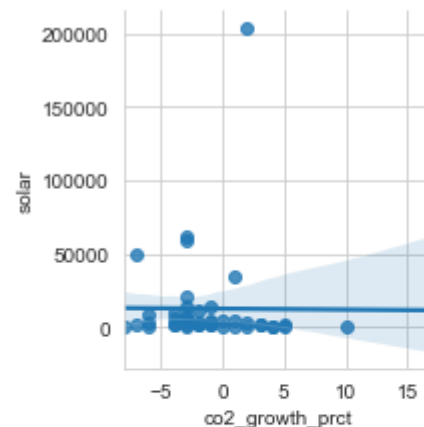
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="co2_growth_abs", y='solar', data=solar, size=3)
plt.show()
solar[['co2_growth_abs', 'solar']].corr()
```



	co2_growth_abs	solar
co2_growth_abs	1.000000	0.556678
solar	0.556678	1.000000

## < Co2증가 비율 >

```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="co2_growth_prct", y='solar', data=solar, size=3)
plt.show()
solar[['co2_growth_prct', 'solar']].corr()
```



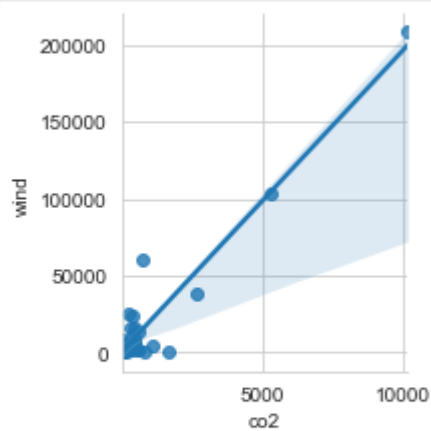
	co2_growth_prct	solar
co2_growth_prct	1.000000	-0.008401
solar	-0.008401	1.000000

CO2와 태양열 발전량은 높은 상관관계가 있으며 1인당 CO2발생량 또한 거의 유사한 결과를 얻었다.  
 CO2의 절대적 증가량은 태양열 발전량과의 상관관계가 높지 않다  
 CO2의 증가비율은 태양열 발전량과의 상관관계가 거의 없다

# 04\_ 풍력-co2와의 상관관계

## < Co2발생량 >

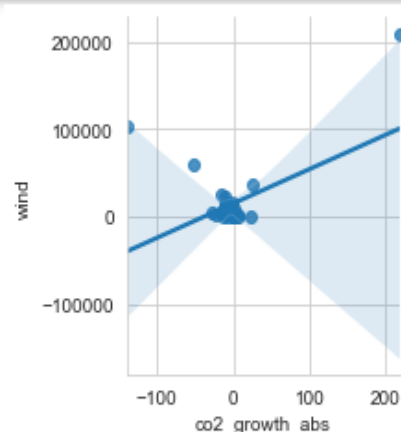
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="co2", y='wind', data = wind, size=3)
plt.show()
wind[['co2', 'wind']].corr()
```



	co2	wind
co2	1.000000	0.948925
wind	0.948925	1.000000

## < Co2 증가 절대량 >

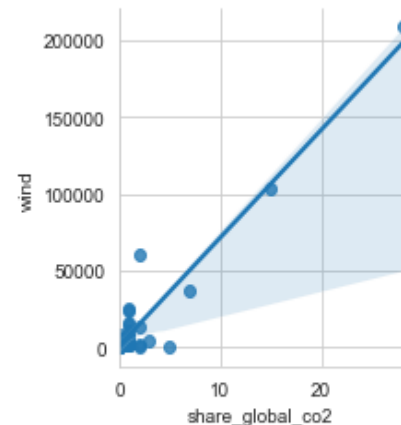
```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="co2_growth_abs", y='wind', data = wind, size=3)
plt.show()
wind[['co2_growth_abs', 'wind']].corr()
```



	co2_growth_abs	wind
co2_growth_abs	1.000000	0.459631
wind	0.459631	1.000000

## < 세계Co2발생 비중 >

```
sns.set_style("whitegrid")
sns.lmplot(x="share_global_co2", y='wind', data = wind, size=3)
plt.show()
wind[['share_global_co2', 'wind']].corr()
```



	share_global_co2	wind
share_global_co2	1.000000	0.947309
wind	0.947309	1.000000

CO2와 풍력 발전량, 세계 CO2발생 비중과 태양열 발전량은 상관관계가 높다.  
CO2의 증가절대량은 풍력 발전량과의 상관관계가 높지 않다

# 05\_ 회귀분석

>>상관관계가 0.7이상인 변수

<solar>

0	Code	44 non-null	object
1	country	44 non-null	object
2	year	44 non-null	int64
<b>3</b>	<b>co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
4	co2_growth_prct	44 non-null	int64
5	co2_growth_abs	44 non-null	int64
6	co2_per_capita	44 non-null	int64
<b>7</b>	<b>share_global_co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
8	cumulative_co2	44 non-null	int64
<b>9</b>	<b>share_global_cumulative_co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
<b>10</b>	<b>population</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
11	Year	44 non-null	int64
<b>12</b>	<b>gdp_b</b>	<b>44 non-null</b>	<b>float64</b>
13	gdp	44 non-null	int64
14	ISO	44 non-null	object
15	2017	44 non-null	int64
16	2018	44 non-null	int64
17	2019	44 non-null	int64
18	3yrs_sum	44 non-null	int64

<wind>

0	Code	44 non-null	object
1	country	44 non-null	object
2	year	44 non-null	int64
<b>3</b>	<b>co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
4	co2_growth_prct	44 non-null	int64
5	co2_growth_abs	44 non-null	int64
6	co2_per_capita	44 non-null	int64
<b>7</b>	<b>share_global_co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
<b>8</b>	<b>cumulative_co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
<b>9</b>	<b>share_global_cumulative_co2</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
<b>10</b>	<b>population</b>	<b>44 non-null</b>	<b>int64</b>
11	Year	44 non-null	int64
<b>12</b>	<b>gdp_b</b>	<b>44 non-null</b>	<b>float64</b>
13	gdp	44 non-null	int64
14	ISO	44 non-null	object
15	2017	44 non-null	int64
16	2018	44 non-null	int64
17	2019	44 non-null	int64
18	3yrs_sum	44 non-null	int64

# 05\_ 회귀분석

>> 모형:  $\text{solar} = \text{co2} + \text{share\_global\_co2} + \text{share\_global\_cumulative\_co2} + \text{population} + \text{gdp\_b}$

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
import statsmodels.formula.api as sm
```

```
result = sm.ols(formula = 'solar ~ co2 + share_global_co2 + share_global_cumulative_co2 + population + gdp_b', data = solar).fit()
result.summary()
```

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]	Dep. Variable:	solar	R-squared:	0.912	Omnibus:	45.074	Durbin-Watson:	2.032
Intercept	407.4948	1848.344	0.220	0.827	-3331.133	4146.123	Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.901	Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	202.195
co2	29.3817	18.291	1.606	0.116	-7.615	66.379	Method:	Least Squares	F-statistic:	81.20	Skew:	2.453	Prob(JB):	1.24e-44
share_global_co2	-2861.2711	6567.998	-0.436	0.666	-1.61e+04	1.04e+04	Date:	Fri, 08 Oct 2021	Prob (F-statistic):	1.51e-19	Kurtosis:	12.152	Cond. No.	1.32e+09
share_global_cumulative_co2	-5698.5263	1315.057	-4.333	0.000	-8358.481	-3038.572	Time:	10:16:16	Log-Likelihood:	-476.35				
population	-1.393e-05	1.06e-05	-1.319	0.195	-3.53e-05	7.43e-06	No. Observations:	45	AIC:	964.7				
gdp_b	6.1998	1.795	3.453	0.001	2.569	9.831	Df Residuals:	39	BIC:	975.5				
							Df Model:	5						
							Covariance Type:	nonrobust						

```
print(result.params)
```

```
Intercept      407.494841
co2             29.381660
share_global_co2 -2861.271082
share_global_cumulative_co2 -5698.526270
population      -0.000014
gdp_b           6.199780
dtype: float64
```

P>[t] : p value  
: 0.05보다 작고 0에 가까울수록 매우 유의미한 데이터, 0.05보다 크면 불필요한 데이터

# 05\_회귀분석

>> 모형: solar = co2 + population + gdp\_b

```
# co2 다중공선성 문제 보완 |
result = sm.ols(formula = 'solar ~ co2 + population + gdp_b', data = solar).fit()
result.summary()
```

P>[t] : p value  
: 0.05보다 작고 0에 가까울수록 매우 유의미한 데이터, 0.05보다 크면 불필요한 데이터

## OLS Regression Results

Dep. Variable:	solar	R-squared:	0.866	Omnibus:	22.237	Durbin-Watson:	1.767
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.856	Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	66.224
Method:	Least Squares	F-statistic:	88.41	Skew:	1.083	Prob(JB):	4.17e-15
Date:	Fri, 08 Oct 2021	Prob (F-statistic):	6.09e-18	Kurtosis:	8.534	Cond. No.	3.61e+08
Time:	10:40:50	Log-Likelihood:	-485.88				
No. Observations:	45	AIC:	979.8				
Df Residuals:	41	BIC:	987.0				
Df Model:	3						
Covariance Type:	nonrobust						

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	1195.5745	2168.961	0.551	0.584	-3184.732	5575.881
co2	19.3150	3.059	6.315	0.000	13.138	25.492
population	-1.998e-06	1.23e-05	-0.162	0.872	-2.69e-05	2.29e-05
gdp_b	-0.6948	1.091	-0.637	0.528	-2.898	1.509

# 05\_ 회귀분석

>> 모형: solar = share\_global\_cumulative\_co2 + population + gdp\_b

# co2 다중공선성 문제 보완 4

```
result = sm.ols(formula = 'solar ~ share_global_cumulative_co2 + population + gdp_b', data = solar).fit()
result.summary()
```

## OLS Regression Results

Dep. Variable:	solar	R-squared:	0.756	Omnibus:	18.792	Durbin-Watson:	2.016
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.738	Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	115.364
Method:	Least Squares	F-statistic:	42.42	Skew:	0.358	Prob(JB):	8.89e-26
Date:	Fri, 08 Oct 2021	Prob (F-statistic):	1.23e-12	Kurtosis:	10.811	Cond. No.	3.56e+08
Time:	10:43:14	Log-Likelihood:	-499.36				
No. Observations:	45	AIC:	1007.				
Df Residuals:	41	BIC:	1014.				
Df Model:	3						
Covariance Type:	nonrobust						

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-2821.7950	2858.137	-0.987	0.329	-8593.921	2950.331
share_global_cumulative_co2	-3813.0170	2057.451	-1.853	0.071	-7968.123	342.089
population	5.61e-05	1.04e-05	5.403	0.000	3.51e-05	7.71e-05
gdp_b	9.6777	2.831	3.419	0.001	3.961	15.395

P>[t] : p value

: 0.05보다 작고 0에 가까울수록 매우 유의미한 데이터, 0.05보다 크면 불필요한 데이터



# 05\_회귀분석

>>모형: wind=co2+share\_global\_co2+cumulative\_co2+share\_global\_cumulative\_co2+population+gdp\_b

```
result = sm.ols(formula = 'wind ~ co2 + share_global_co2 + cumulative_co2 + share_global_cumulative_co2 + population + gdp_b',
               data = wind).fit()
result.summary()
```

## OLS Regression Results

Dep. Variable:	wind	R-squared:	0.911	Omnibus:	20.588	Durbin-Watson:	1.812
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.897	Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	79.847
Method:	Least Squares	F-statistic:	63.30	Skew:	0.831	Prob(JB):	4.59e-18
Date:	Fri, 08 Oct 2021	Prob (F-statistic):	5.86e-18	Kurtosis:	9.387	Cond. No.	1.65e+09
Time:	10:51:54	Log-Likelihood:	-469.44				
No. Observations:	44	AIC:	952.9				
Df Residuals:	37	BIC:	965.4				
Df Model:	6						
Covariance Type:	nonrobust						

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	734.8144	2149.772	0.342	0.734	-3621.037	5090.666
co2	19.5724	23.510	0.833	0.410	-28.063	67.208
share_global_co2	303.5916	8543.186	0.036	0.972	-1.7e+04	1.76e+04
cumulative_co2	-0.6552	0.496	-1.320	0.195	-1.661	0.350
share_global_cumulative_co2	8354.8101	7556.004	1.106	0.276	-6955.109	2.37e+04
population	-8.836e-06	1.16e-05	-0.759	0.452	-3.24e-05	1.47e-05
gdp_b	3.4354	2.085	1.648	0.108	-0.788	7.659

## 05\_ 회귀분석

```
>>모형: wind ~ co2 + cumulative_co2 + population + gdp_b
```

```
# co2의 다중공선성 문제
```

```
result = sm.ols(formula = 'wind ~ cumulative_co2 + population + gdp_b', data = wind).fit()
result.summary()
```

## OLS Regression Results

Dep. Variable:	wind	R-squared:	0.793	Omnibus:	17.266	Durbin-Watson:	1.985
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.777	Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	84.892
Method:	Least Squares	F-statistic:	50.93	Skew:	0.401	Prob(JB):	3.68e-19
Date:	Fri, 08 Oct 2021	Prob (F-statistic):	1.01e-13	Kurtosis:	9.757	Cond. No.	3.55e+08
Time:	10:50:58	Log-Likelihood:	-488.11				
No. Observations:	44	AIC:	984.2				
Df Residuals:	40	BIC:	991.4				
Df Model:	3						
Covariance Type:	nonrobust						

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
Intercept	-2783.8822	2874.959	-0.968	0.339	-8594.392	3026.628
cumulative_co2	0.0243	0.133	0.184	0.855	-0.243	0.292
population	5.552e-05	1.03e-05	5.387	0.000	3.47e-05	7.63e-05
gdp_b	5.6113	2.954	1.900	0.065	-0.359	11.581



# PART 3.

결론 및 한계

## 05\_회귀분석\_결론 및 한계

>> 결론

$\text{solar} = \text{co2} + \text{share\_global\_cumulative\_co2} + \text{population} + \text{gdp\_b}$

$\text{wind} = \text{co2} + \text{cumulative\_co2} + \text{population} + \text{gdp\_b}$

>> 한계

\_\_ **co2** 변수 간의 다중공선성을 간과해 최종 채택된 변수가 적다.

\_\_ **population** 변수에 대해 일관성을 지키지 못했다.

\_\_ 통계적 해석 미비하였다.

# 05\_회귀분석\_결론 및 한계

## >> 향후 계획

### 1. 과제 개요

- 신재생에너지 발전규모가 큰 국가와 에너지 전환에 적극적인 국가를 알아본다.
- 국가별 신재생에너지 발전에 유리한 요인을 분석한다.
- 한국의 신재생에너지 발전에 대한 유불리 요인을 확인하고 어떤 특성을 고려하여 에너지 전환을 도모해야 할지 전략을 제시한다.

### 2. 모형 보완을 위해 추가할 변수

1. 기후협약 개수 : 국가적 지위에 따른 국제적 약속 (Annex 1/ Annex2 / non-Annex)
2. 국토면적 및 구성 : 산림비율
3. 기후 ( ex : 태양열 – 연평균기온, 연교차 / 풍력 – 풍속 )
4. 환경정책 선진성 : (ex – 배출권거래제 도입한 년도, 배출권거래 규모)
5. 지정학적 특성
  - \_ 직접 : 이웃국가와 신재생에너지 거래 가능한지
  - \_ 간접 : 주변 국가와의 우호적 관계 ( 공동협약 개수 )

감사합니다