

Predizione temperatura media della superficie di un Paese in un determinato periodo

Corso di laurea triennale di Ingegneria e Scienze Informatiche, Università di Bologna, sede di Cesena

Programmazione di Applicazioni Data Intensive

Progetto d'esame di Francesco Ercolani

1a. Descrizione del problema e comprensione dei dati

L'obiettivo di questo progetto è di realizzare un modello che, dato un Paese ed un periodo di tempo, sia in grado di predire la temperatura media della superficie in gradi Celsius.

Per fare ciò, si utilizzano i dati raccolti dal 1750 ad oggi.

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

Carichiamo i due database da cui andremo ad estrarre i dati: il primo, "GlobalLandTemperaturesByCountry.csv", mi fornisce le informazioni necessarie riguardo alle temperature, mentre il secondo "owid-co2-data.csv", mi dà le informazioni riguardanti la produzione di gas.

```
file = "GlobalLandTemperaturesByCountry.csv"
file1 = "co2_data.csv"
if not os.path.exists(file):
    from urllib.request import urlretrieve
    urlretrieve("https://raw.githubusercontent.com/erco99/PADI-
    progetto/main/GlobalLandTemperaturesByCountry.csv", file)

urlretrieve("https://raw.githubusercontent.com/owid/co2-data/master/
owid-co2-data.csv", file1)

temperatures = pd.read_csv(file, index_col="date",
parse_dates=["date"])

gas_consumptions = pd.read_csv(file1, index_col="year")
```

Mostriamo i dataset appena caricati:

```
temperatures.head(5)
```

	averageTemperature	averageTemperatureUncertainty	country
date			
1743-11-01	4.384	2.294	Åland
1743-12-01	NaN	NaN	Åland
1744-01-01	NaN	NaN	Åland
1744-02-01	NaN	NaN	Åland
1744-03-01	NaN	NaN	Åland

```
gas_consumptions.head(5)
```

	iso_code	country	...	energy_per_capita	energy_per_gdp
year			...		
1949	AFG	Afghanistan	...	NaN	NaN
1950	AFG	Afghanistan	...	NaN	NaN
1951	AFG	Afghanistan	...	NaN	NaN
1952	AFG	Afghanistan	...	NaN	NaN
1953	AFG	Afghanistan	...	NaN	NaN

```
[5 rows x 57 columns]
```

Notiamo che il primo dataset registra i dati mese per mese, mentre il secondo anno per anno. È quindi necessario, per la creazione di un dataset unico, fare una media annuale dei valori registrati anno per anno per ogni Paese all'interno del dataset **temperatures**.

Inoltre, non andremo a considerare tutte le colonne del dataset `gas_consumptions`, ma soltanto quelle relative alla produzione di co2, metano e ossido di diazoto.

```
temperatures['year'] = temperatures.index.year
temperatures = temperatures.groupby(['country', 'year']).mean()
temperatures.reset_index(inplace=True)
temperatures.set_index('year', inplace=True)
```

```
temperatures.head()
```

	country	averageTemperature	averageTemperatureUncertainty
year			
1838	Afghanistan	18.379571	2.756000
1839	Afghanistan	NaN	NaN
1840	Afghanistan	13.413455	2.502000
1841	Afghanistan	13.997600	2.452100
1842	Afghanistan	15.154667	2.381222

Per creare il dataset finale sul quale si potrà procedere con l'analisi, uniamo i due dataframe **temperatures** e **gas_consumptions** su `year` e `country`, e lasciamo soltanto le colonne che ci interessano, ovvero quelle più importanti per il nostro scopo.

```
dataset = pd.merge(temperatures, gas_consumptions, on=['year',
'country'])
dataset = dataset[['country', 'averageTemperature',
'averageTemperatureUncertainty', 'co2', 'methane', 'nitrous_oxide',
'population']]
```

Abbiamo così ottenuto il dataset completo.

```
dataset.tail()
```

	country	averageTemperature	...	nitrous_oxide	population
year			...		
2009	Zimbabwe	21.377250	...	6.70	12526964.0
2010	Zimbabwe	21.986250	...	7.11	12697728.0
2011	Zimbabwe	21.602417	...	7.26	12894323.0
2012	Zimbabwe	21.521333	...	6.92	13115149.0
2013	Zimbabwe	20.710750	...	6.67	13350378.0

```
[5 rows x 7 columns]
```

Come si può osservare sopra, le **features** disponibili sono:

1. **year**: anno in cui sono stati registrati i dati
2. **country**: paese a cui fanno riferimento i dati
3. **averageTemperature**: temperatura media
4. **averageTemperatureUncertainty**: incertezza media calcolata con un livello di confidenza del 95% della temperatura media
5. **co2**: produzione annuale di diossido di carbonio (CO2) misurata in milioni di tonnellate
6. **methane**: emissione annuale di metano misurata in milioni di tonnellate di CO2 equivalente
7. **nitrous_oxide**: emissione annuale di ossido di diazoto misurata in milioni di tonnellate di CO2 equivalente
8. **population**: popolazione totale del rispettivo paese nel rispettivo anno

Le features, a parte year e country che sono categoriche, sono continue.

1b. Analisi esplorativa dei dati

Esplorazione generale

Analizziamo ora i dati per avere una visione più ottimale dell'obiettivo.

```
print("Country: " + str(dataset["country"].unique()))  
print("Years: " + str(dataset.index.unique()))
```

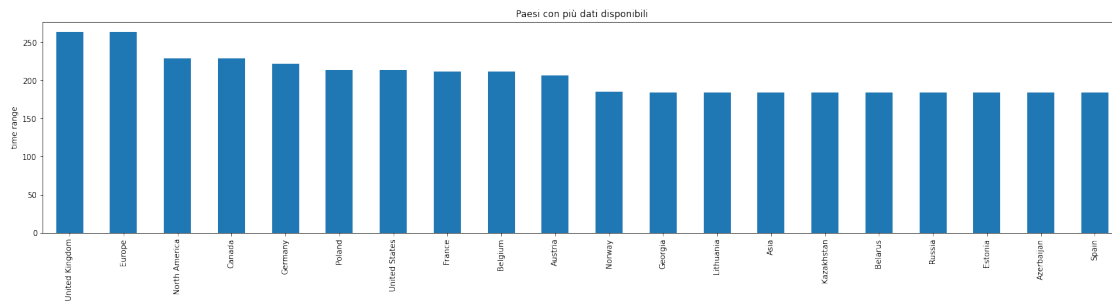
```
Country: 188
```

```
Years: 264
```

Vediamo che il dataset contiene dati riguardanti 187 Paesi e il range temporale massimo entro il quale sono stati raccolti dati è di 264 anni. Osserviamo quali sono i Paesi all'interno del dataset di cui si hanno più dati, ovvero che hanno il range temporale più alto.

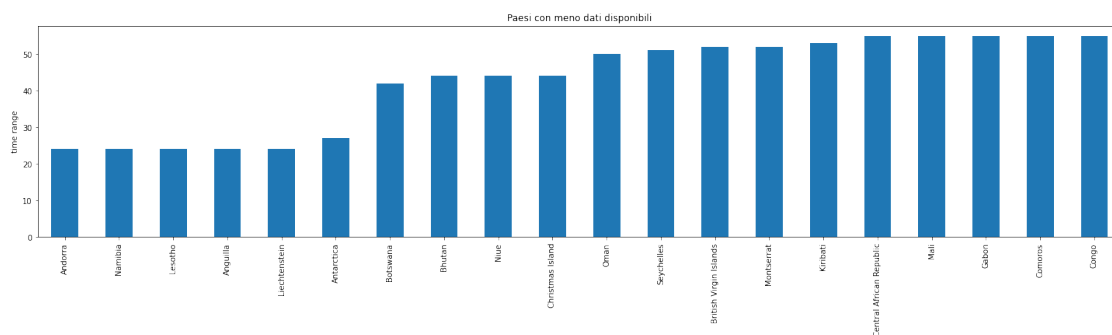
```
ax = dataset["country"].value_counts()[:20].plot.bar(figsize=(25,5))  
ax.set_title("Paesi con più dati disponibili")
```

```
plt.ylabel('time range')
plt.show()
```



Come si può notare, il Paese con più dati registrati è il Regno Unito. È importante sottolineare inoltre che all'interno del dataset sono presenti anche i dati relativi ai continenti, e potranno essere trattati separatamente più avanti.

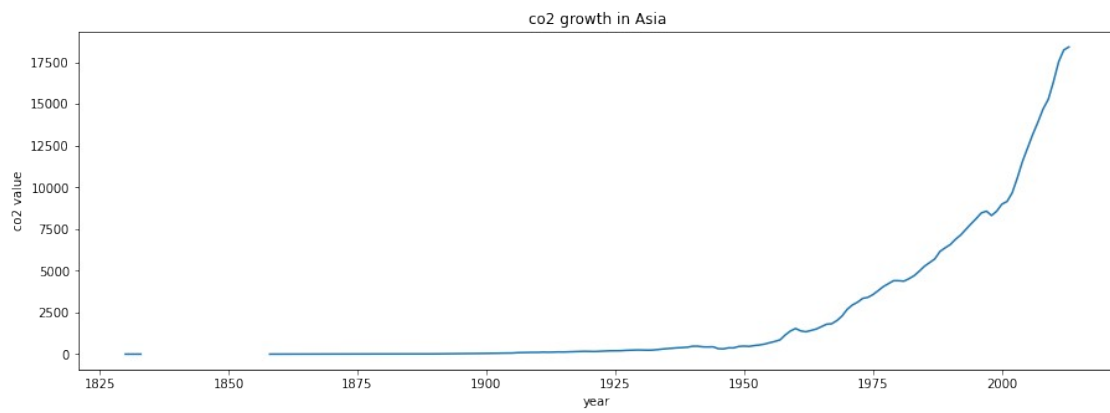
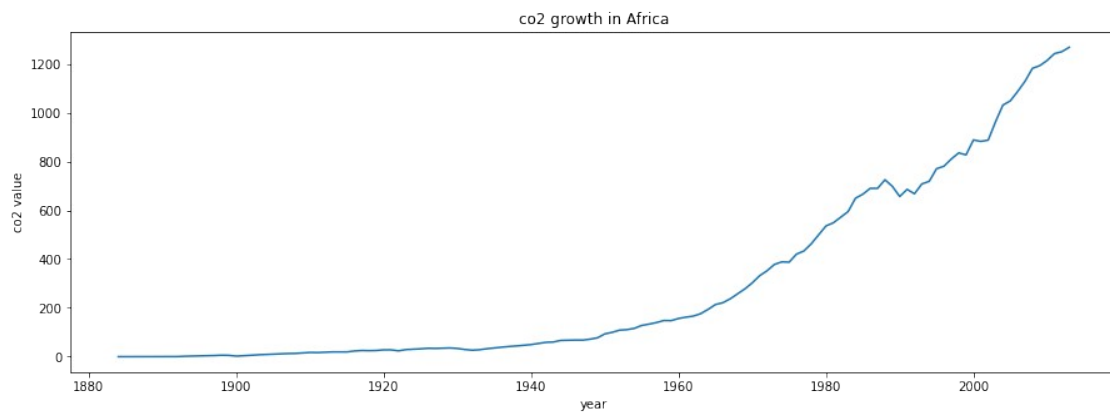
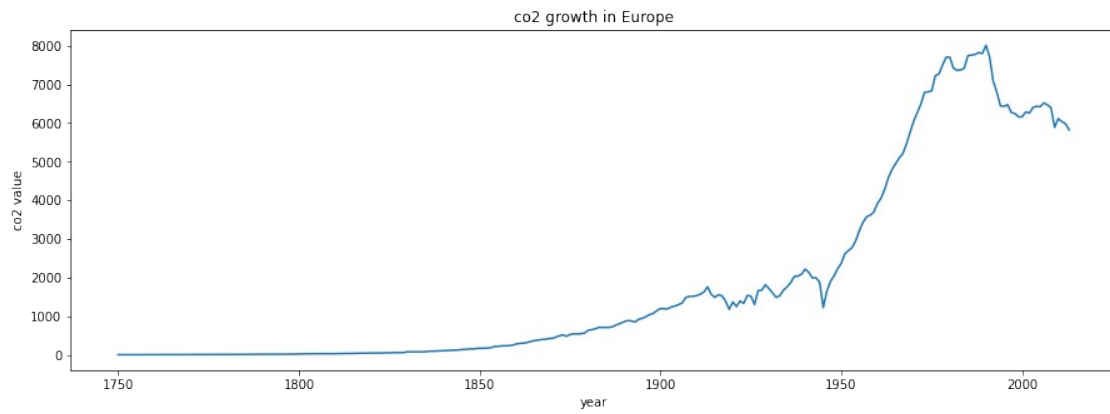
```
ax = dataset["country"].value_counts(ascending=True)
[:20].plot.bar(figsize=(25,5))
ax.set_title("Paesi con meno dati disponibili")
plt.ylabel('time range')
plt.show()
```

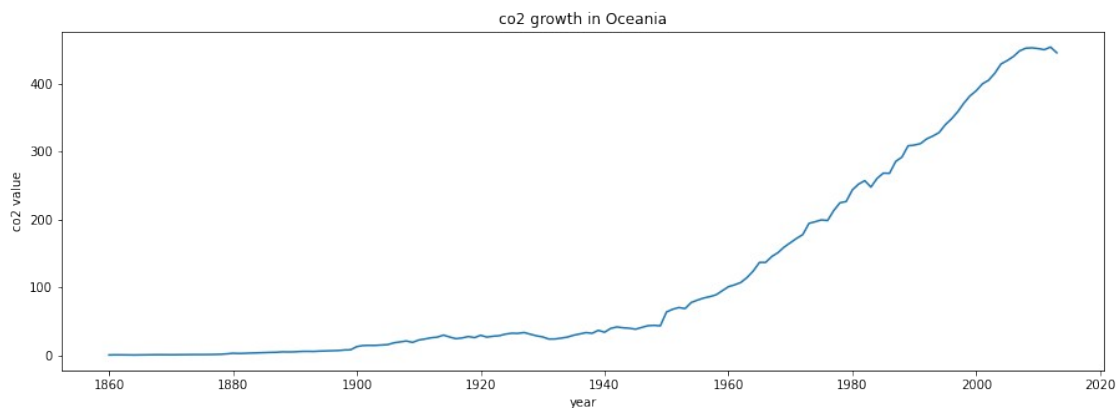
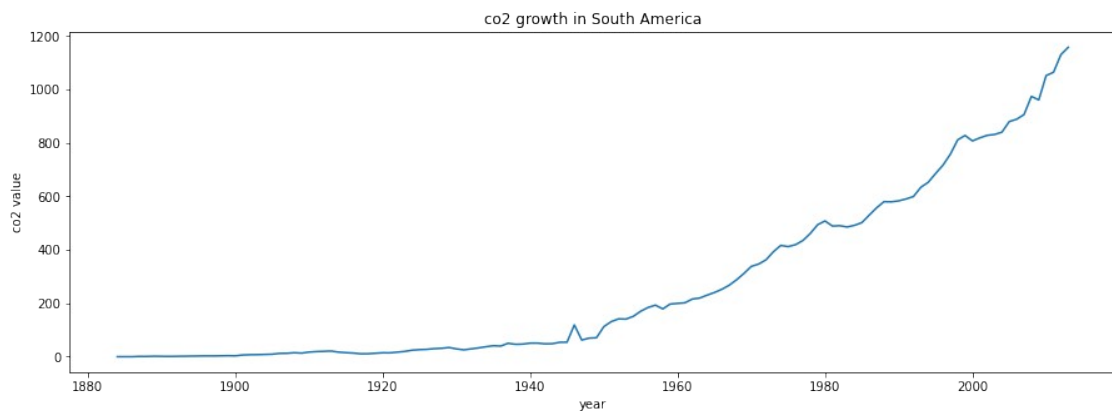
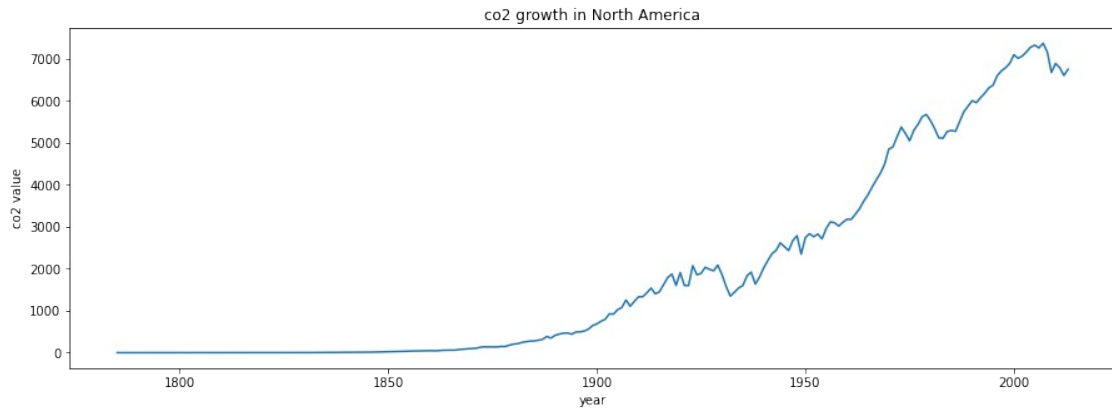


Allo stesso modo, notiamo che Puerto Rico è il Paese con meno dati disponibili.

```
continents = ['Europe', 'Africa', 'Asia', 'North America', 'South America', 'Oceania']
```

```
for continent in continents:
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,5))
    ax.plot(dataset.query("country == @continent").index,
            dataset.query("country == @continent")[['co2']].values)
    ax.set(xlabel='year', ylabel='co2 value', title='co2 growth in ' +
            continent)
    plt.show()
```





Possiamo notare come la produzione di CO2 sia sensibilmente aumentata negli anni in tutti i continenti (escluso l'Antartide per mancanza di dati).

Esplorazione relazioni fra feature

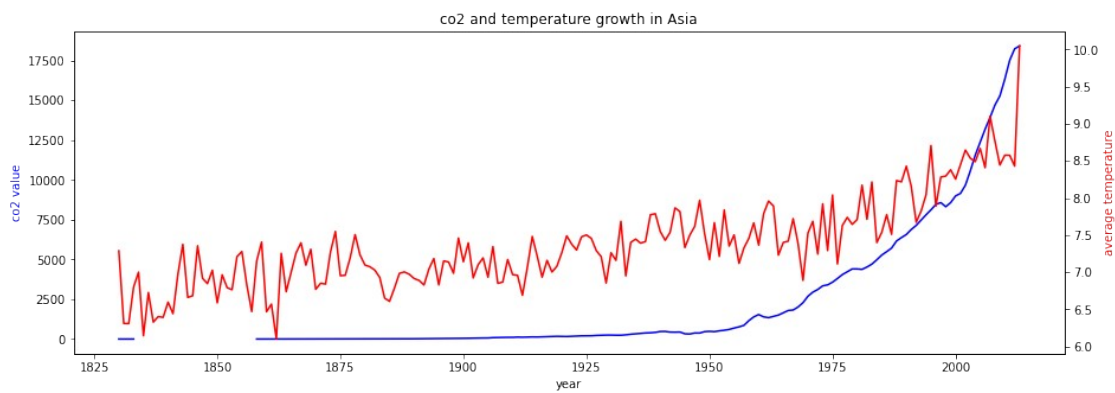
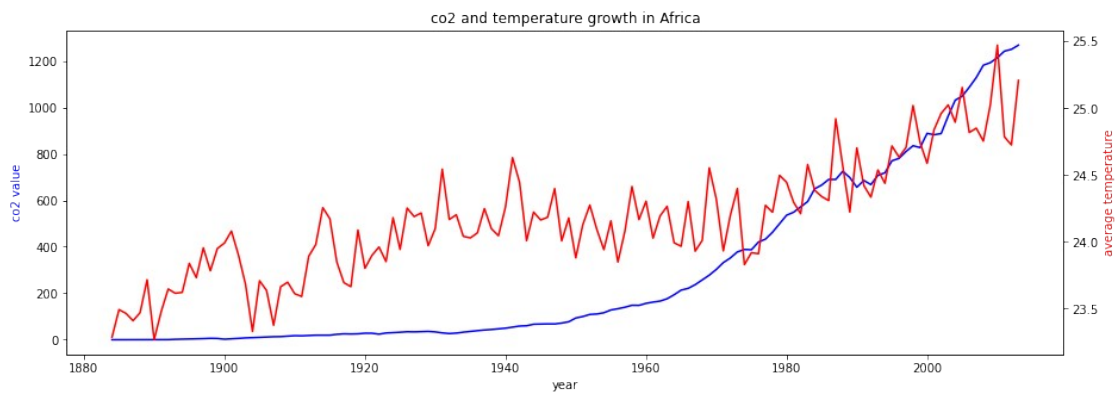
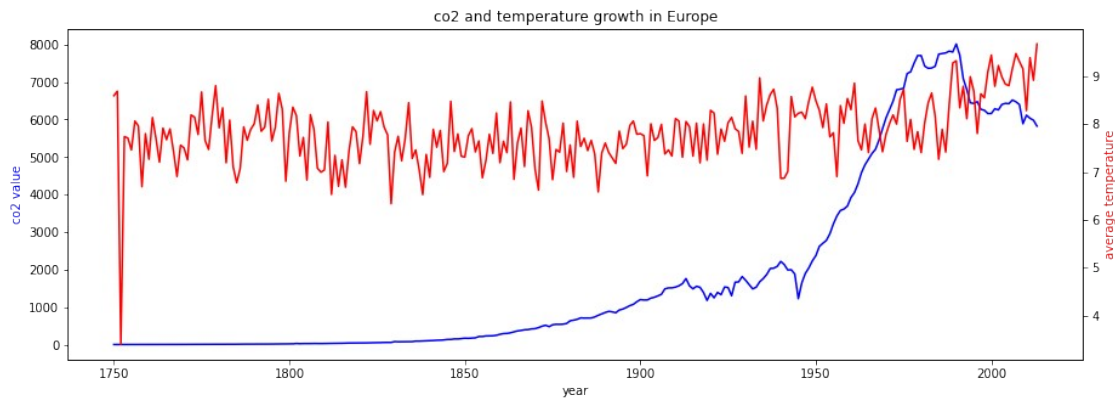
Mettiamo ora a confronto l'aumento di produzione di CO2 con l'aumento della temperatura media nei continenti:

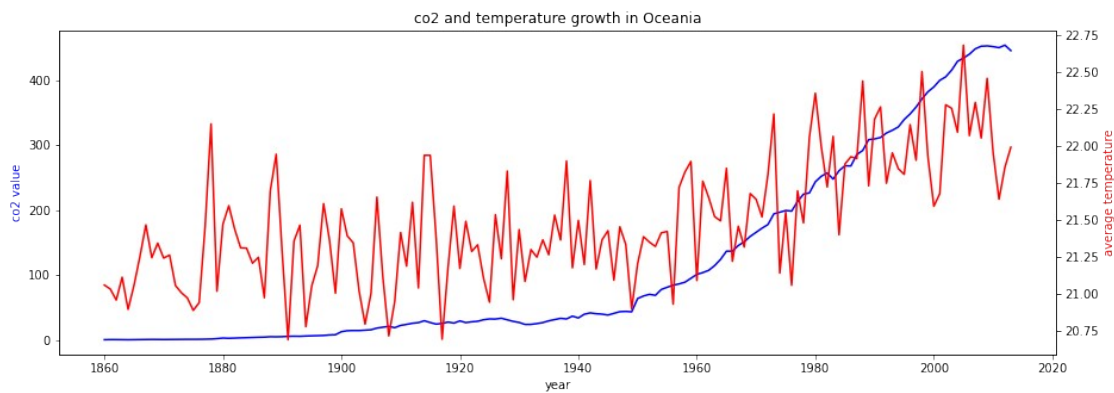
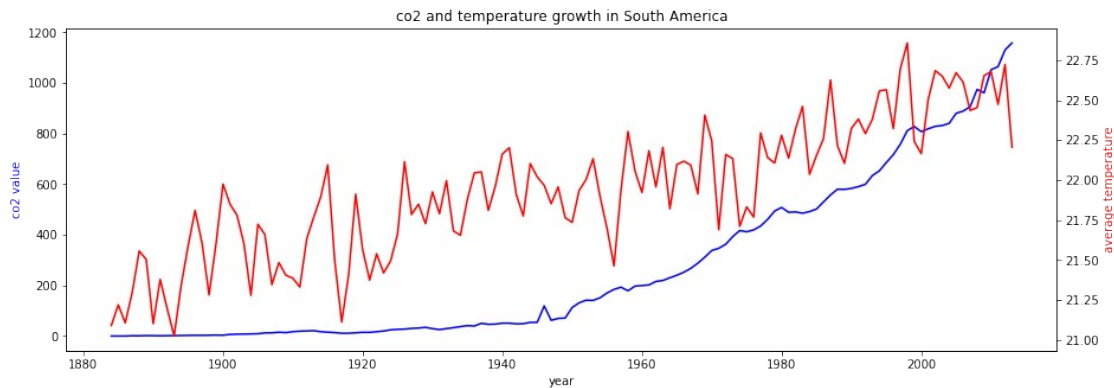
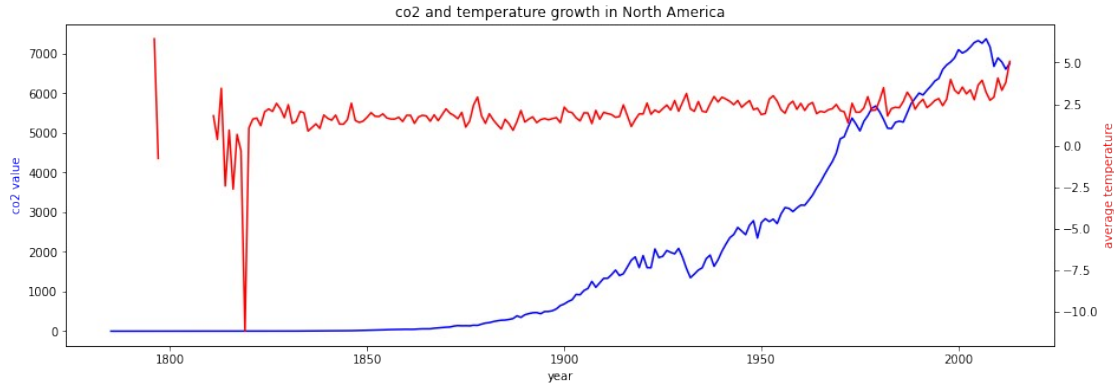
```
for continent in continents:
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,5))
    ax.plot(dataset.query("country == @continent").index,
            dataset.query("country == @continent")[['co2']].values, color="blue")
```

```

ax.set_xlabel("year")
ax.set_ylabel("co2 value", color="blue")
ax.set_title('co2 and temperature growth in ' + continent)
ax2 = ax.twinx()
ax2.plot(dataset.query("country == @continent").index,
dataset.query("country == @continent")[['averageTemperature']].values,
color="red")
ax2.set_ylabel("average temperature", color="red")
plt.show()

```





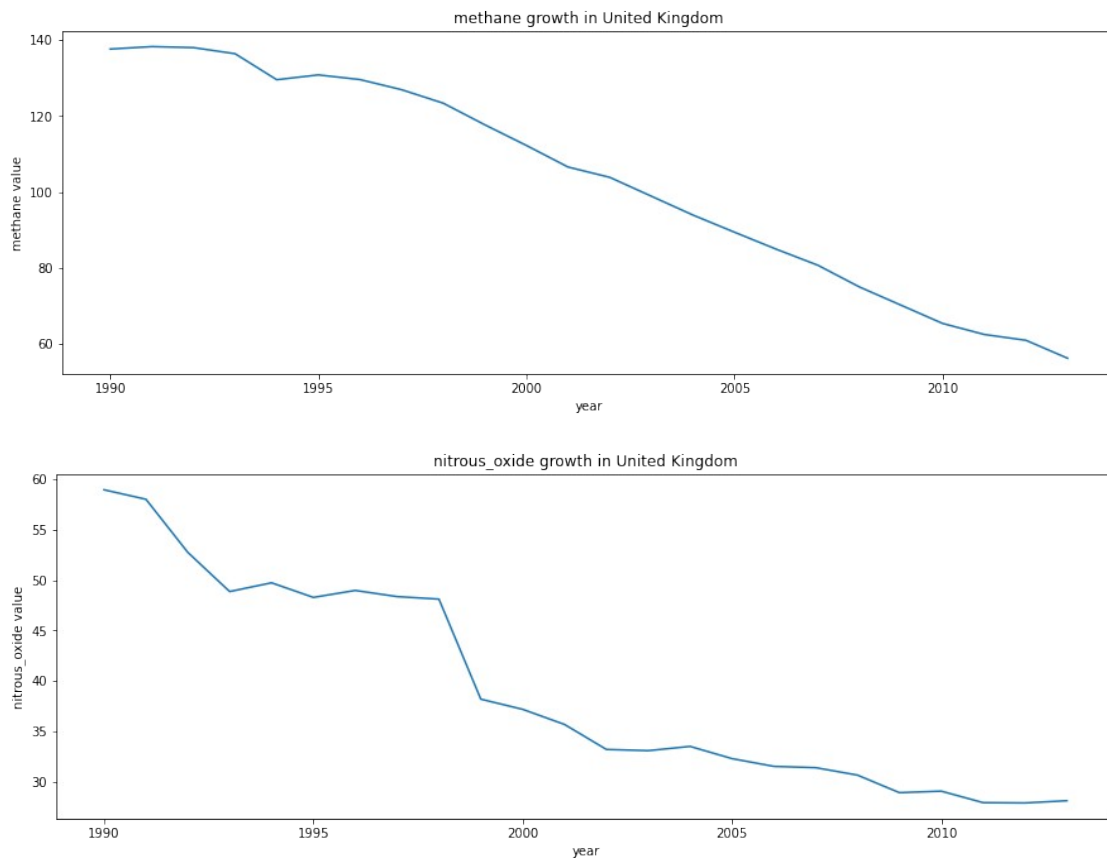
A sinistra abbiamo i valori di produzione di CO₂, mentre a destra quelli della temperatura media, ciascuno di essi legato alla curva del colore della propria label. È evidente, in modo più marcato in South America, Oceania, Asia ed Africa, che ad un aumento della produzione di CO₂ è corrisposto l'aumento della temperatura media.

Non è possibile fare una correlazione simile a causa della mancanza di dati sui continenti riguardanti metano e ossido di diazoto (sono presenti soltanto dati sui singoli Paesi).

I dati su metano e ossido di diazoto tuttavia sono presenti, per i singoli Paesi, soltanto dal 1989 in su. Per fare una giusta analisi bisogna tenere conto dei limiti imposti tramite trattati internazionali sulla produzione di gas inquinanti. Osserviamo quindi la differenza di crescita di questi due gas tra Paesi sottoposti a limiti e non:

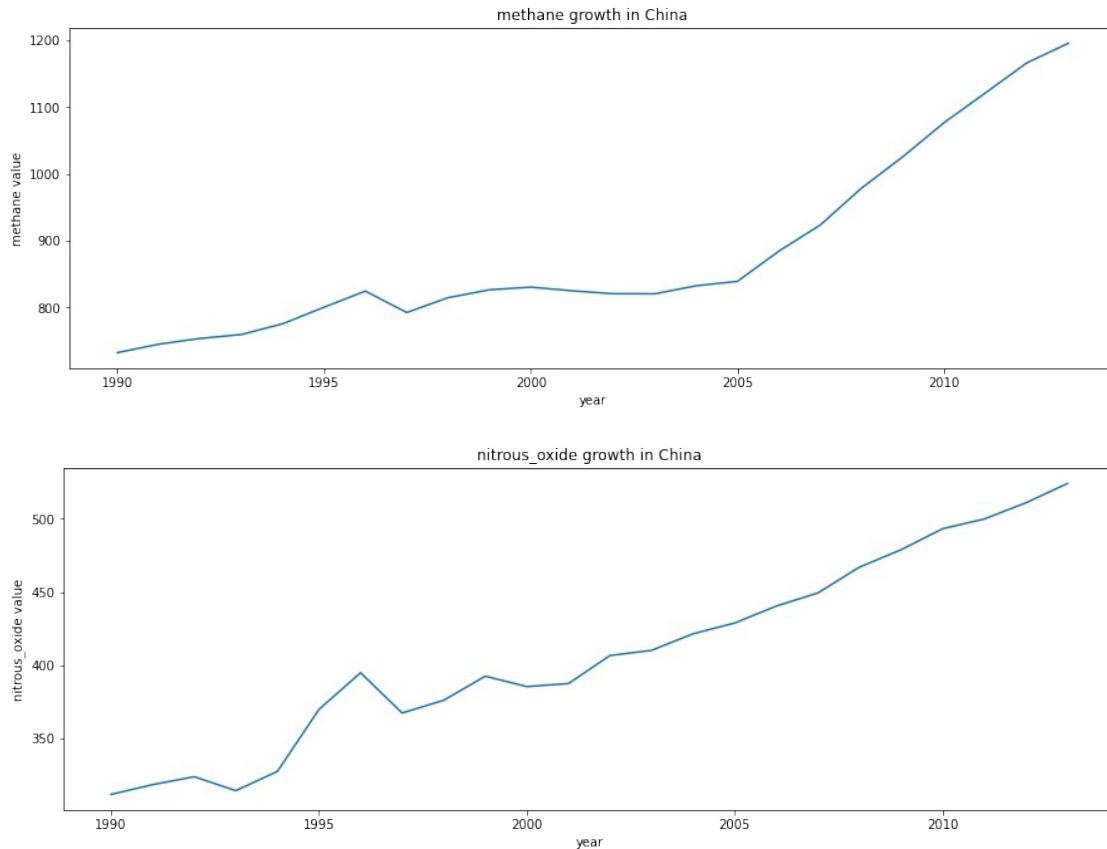

```
def plot_growth(country, gas,):
    fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,5))
    ax.plot(dataset.query("country == @country").index,
dataset.query("country == @country")[[gas]].values)
    ax.set_xlabel("year")
    ax.set_ylabel(gas + " value")
    ax.set_title(gas + " growth in " + country )
    return ax

plot_growth('United Kingdom', 'methane')
plot_growth('United Kingdom', 'nitrous_oxide')
plt.show()
```



Nel Regno Unito negli ultimi 25 anni c'è stata una decrescita di produzione sia di metano che di ossido di diazoto.

```
plot_growth('China', 'methane')
plot_growth('China', 'nitrous_oxide')
plt.show()
```

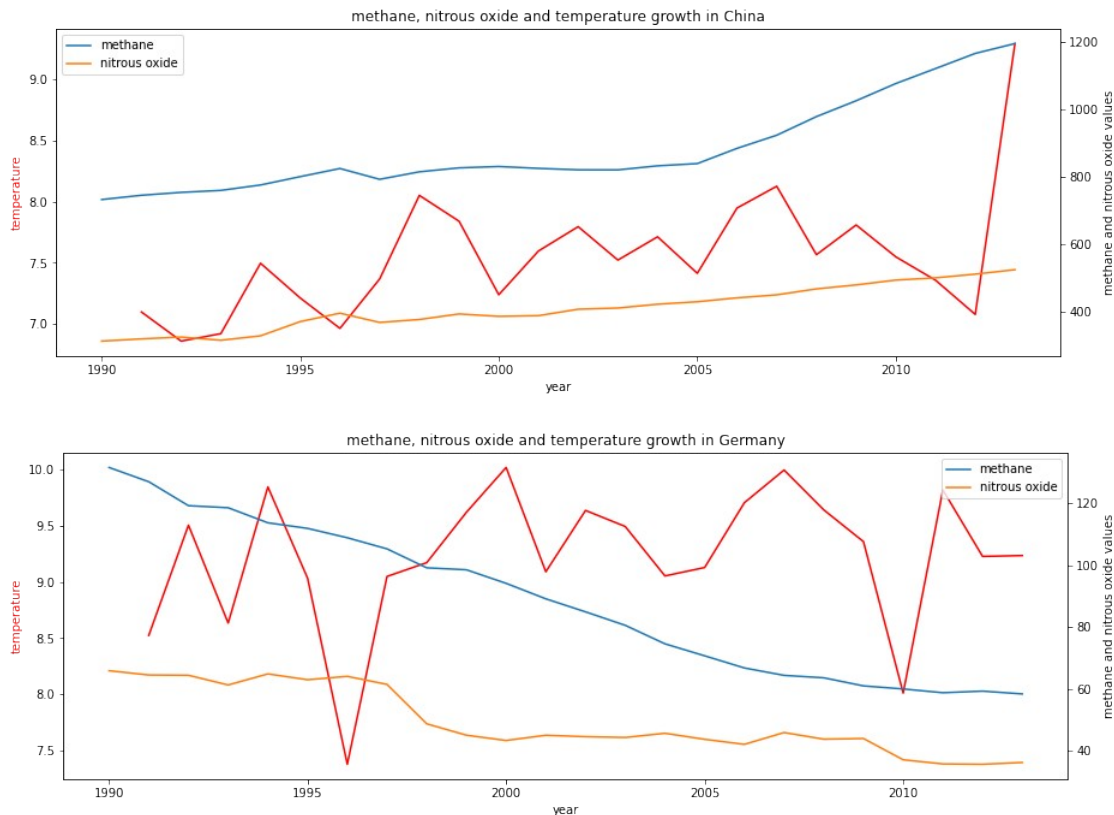


In Cina si è avuta invece una crescita, diretta conseguenza della mancanza o insufficienza di limiti.

```
def plot_mn_growth(country):
    query = dataset.query("country == @country");
    query1 = dataset.query("country == @country and year > 1990");

    fig, ax = plt.subplots(figsize=(15,5))
    ax.plot(query1.index, query1[['averageTemperature']].values,
    color="red")
    ax.set_xlabel("year")
    ax.set_ylabel("temperature", color="red")
    ax.set_title('methane, nitrous oxide and temperature growth in ' +
country)
    ax2 = ax.twinx()
    ax2.plot(query.index, query[['methane']].values, label="methane")
    ax2.plot(query.index, query[['nitrous_oxide']].values,
label='nitrous oxide')
    ax2.set_ylabel("methane and nitrous oxide values")
    ax2.legend(loc=0)

plot_mn_growth('China')
plot_mn_growth('Germany')
plt.show()
```



I grafici mostrano come in Cina apparentemente una crescita di produzione di metano corrisponda con la crescita della temperatura media degli ultimi anni. Il metano è un inquinante di breve durata e quindi è bene tenerlo in considerazione in relazione ad aumenti/diminuzioni della temperatura drastici. In Germania, al contrario, la temperatura è rimasta stabile negli ultimi 25 anni.

Data cleaning

Vediamo quanti valori nulli sono presenti nel dataset:

```
dataset.isna().sum()
```

```
country                0
averageTemperature     93
averageTemperatureUncertainty  66
co2                    799
methane               14892
nitrous_oxide         14892
population             257
dtype: int64
```

Il numero maggiore di valori nulli si ha nelle colonne indicanti la produzione di metano e di ossido di diazoto, infatti come già spiegato in precedenza i valori di queste due colonne sono stati registrati soltanto a partire dal 1989. Per il nostro obiettivo però è importante

che non ci siano anni in cui non sono presenti nè dati su metano e ossido di diazoto, nè su CO2 e temperatura media. Procediamo quindi ad eliminare le righe corrispondenti:

```
dataset.dropna(subset=['averageTemperature',  
'averageTemperatureUncertainty', 'co2'], inplace=True)
```

Procediamo anche ad eliminare le righe i cui la colonna population ha valore nullo.

```
dataset.dropna(subset=['population'], inplace=True)
```

```
dataset.isna().sum()
```

```
country                0  
averageTemperature     0  
averageTemperatureUncertainty  0  
co2                    0  
methane               13866  
nitrous_oxide         13866  
population             0  
dtype: int64
```

```
dataset.nunique()
```

```
country                185  
averageTemperature    17670  
averageTemperatureUncertainty  11040  
co2                   11309  
methane               2528  
nitrous_oxide         1810  
population            17921  
dtype: int64
```

Il dataset presenta un numero sufficiente di valori distinti.

Tuttavia, per la generazione dei modelli bisogna che non ci siano valori nulli. Con l'eliminazione delle righe in cui metano e diossido non hanno valori, si eliminerebbero troppi dati sulla co2, quindi creiamo due dataset distinti:

Il primo, senza i dati sul metano e il diossido

```
dataset_co2 = dataset.copy().drop(columns=["methane",  
"nitrous_oxide"])
```

Il secondo, senza i dati sulla co2, e quindi comprendenti il range temporale dal 1989 in poi per ogni paese

```
dataset_mn = dataset.copy().dropna(subset=["methane",  
"nitrous_oxide"])  
dataset_mn.drop(columns=["co2"], inplace=True)
```

#2. Feature preprocessing

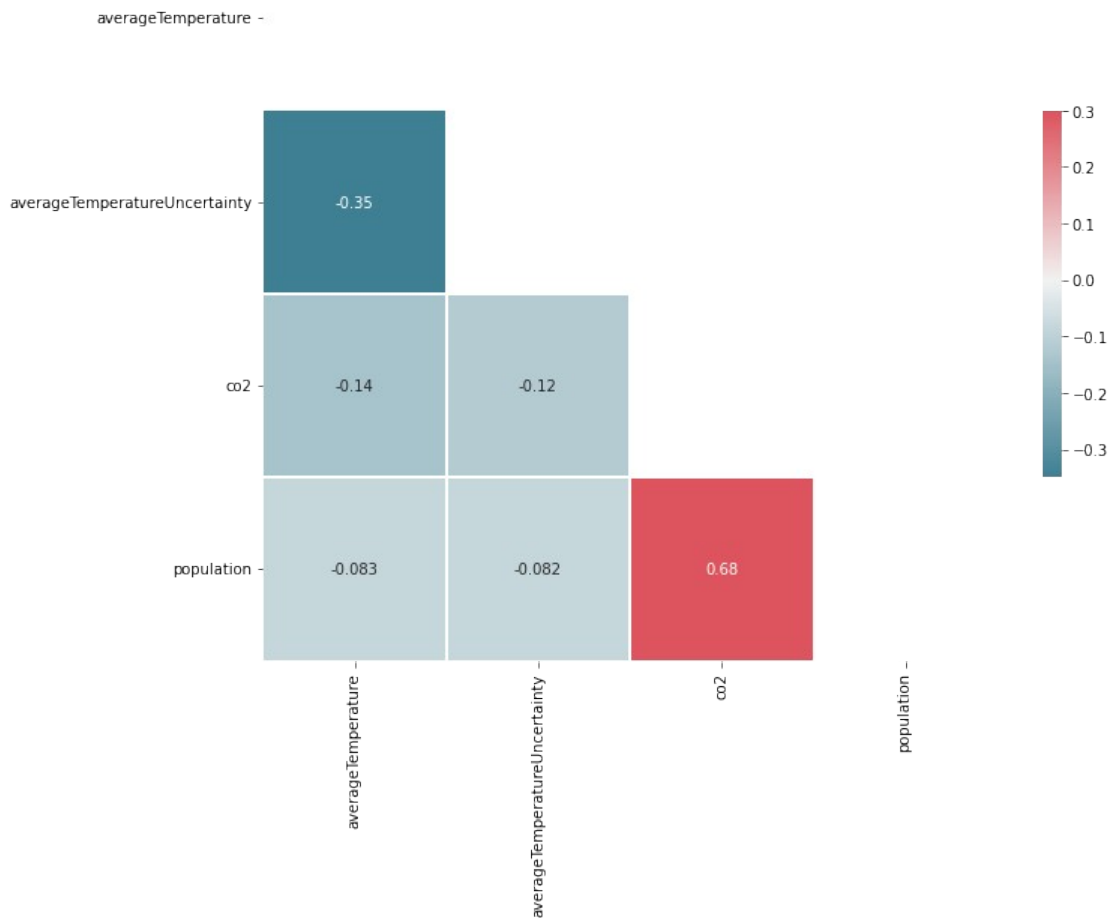
Correlazioni tra features

L'obiettivo è quello di ottenere un modello di regressione che sia in grado di stimare la temperatura media di un determinato Paese. In questa fase analizziamo eventuali dipendenze o correlazioni tra features.

```
def plot_correlation(dataset):  
    cmap = sns.diverging_palette(220, 10, as_cmap=True)  
    mask = np.zeros_like(dataset, dtype=np.bool)  
    mask[np.triu_indices_from(mask)] = True  
  
    f, ax = plt.subplots(figsize=(11, 9))  
    sns.heatmap(dataset, mask=mask, cmap=cmap, vmax=.3, center=0, annot  
= True, square=True, linewidths=.5, cbar_kws={"shrink": .5});
```

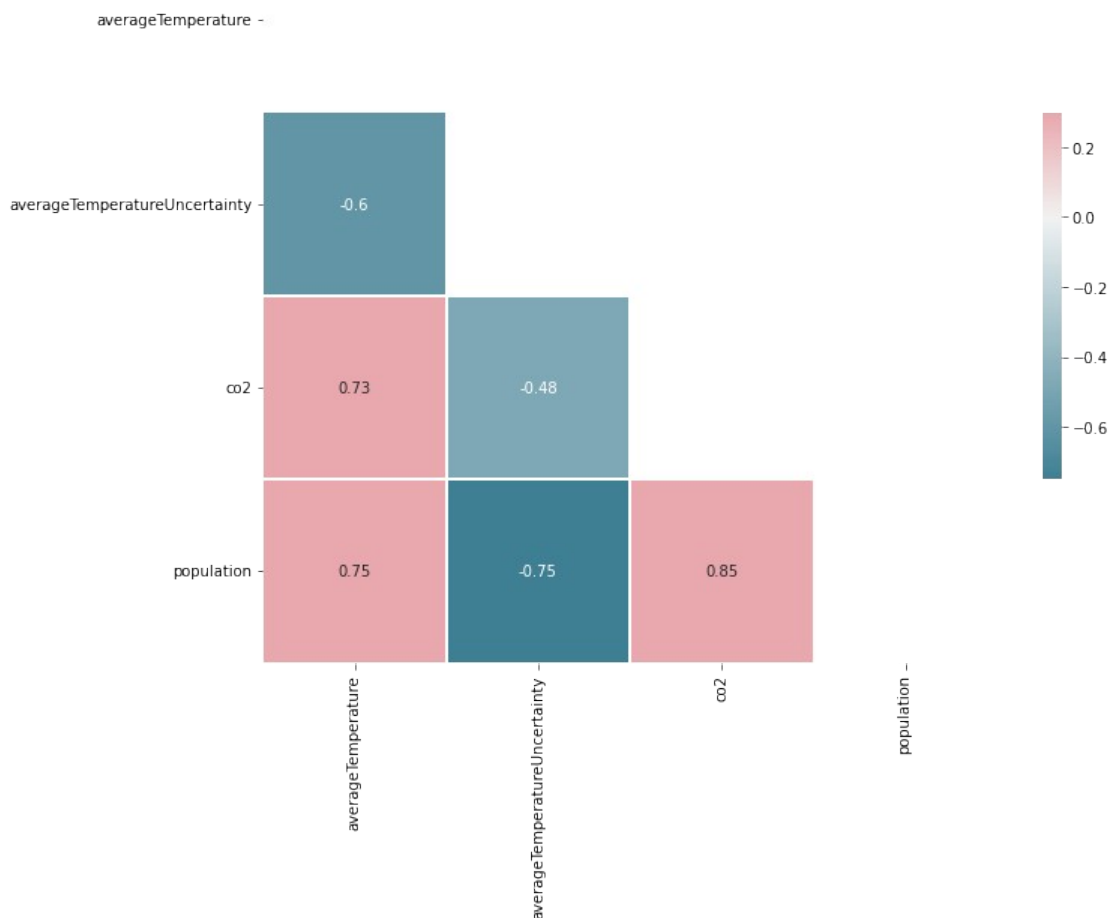
Iniziamo mostrando la correlazione tra features nel dataset_co2:

```
plot_correlation(dataset_co2.corr())
```



Come osserviamo, i dati sembrano non coincidere con ciò che è stato evidenziato nella fase precedente, questo perché ogni Paese ha una temperatura diversa e quindi, ad esempio, se in Italia la produzione di CO2 nel 1980 è stata di 386 e la temperatura media era di 12 gradi, in un altro Paese con lo stesso livello di produzione di CO2 può corrispondere una temperatura media totalmente diversa per motivi geografici. Proviamo allora a mostrare la correlazione tra features in un singolo Paese:

```
plot_correlation(dataset_co2.query("country == 'China'").corr())
```



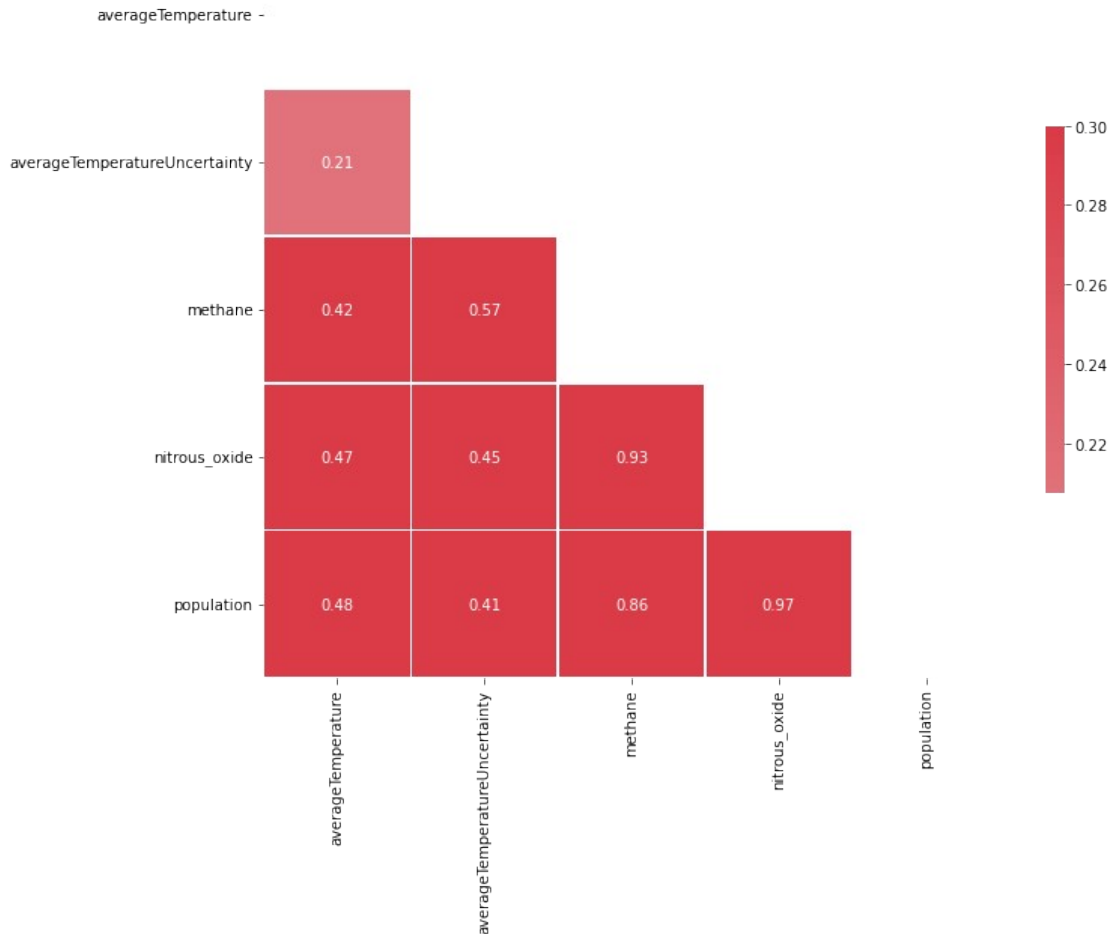
averageTemperature e co2: temperatura media e produzione di CO2 sono correlate, ad una produzione maggiore di CO2 corrisponde un aumento della temperatura.

averageTemperature e population: notiamo come anche il valore della popolazione di un Paese sia correlato alla temperatura media, questo probabilmente perché all'aumento della popolazione corrisponde un aumento dei consumi.

population e co2: si conferma la tesi accennata sopra. L'aumento della popolazione di un Paese genera anche un aumento della produzione dei consumi e di conseguenza anche di CO2.

Guardiamo ora la correlazione tra features in dataset_mn:

```
plot_correlation(dataset_mn.query("country == 'China'").corr())
```



Come già spiegato, dataset_mn contiene soltanto dati dal 1989 in su e quindi è facile che alcune relazioni non siano veritiere, prendiamo allora in esame soltanto le più rilevanti.

methane and nitrous_oxide: metano e diossido di diazoto sono entrambi collegati all'intensificazione della produzione di cibo, ed è per questo che aumentano a livelli simili.
population e methane/nitrous_oxide: anche metano e diossido di diazoto sono strettamente collegati ad un aumento della popolazione.

averageTemperature e methane/nitrous_oxide: la relazione tra la temperatura e il metano/diossido di diazoto è meno evidente rispetto a quella con la CO2, è tuttavia presente.

Divisione dei dati

Procediamo ora con la definizione dei metodi per la divisione dei dati che ci servirà per la modellazione.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
def dataset_split(dt):  
    dtt = dt.copy()  
    return train_test_split(  
        dtt.drop(["averageTemperature"], axis=1),  
        dtt["averageTemperature"],  
        test_size=1/3, random_state=42  
    )
```

```
def country_drop(dt):  
    dt.drop(columns='country', inplace=True)
```

Prendendo l'intero dataset per il training non è una buona idea viste le differenze geografiche tra Paesi, e quindi le differenze di temperatura tra essi. Considerato questo, prendiamo un insieme di Paesi con temperatura media simile così da avere un dataset più vasto rispetto ad uno con i soli dati di un singolo Paese. Si può addestrare il modello anche sui dati di un solo Paese, però il training non sarebbe ottimale.

Selezioniamo i Paesi con una temperatura media compresa tra i 25.2 e 25.9 gradi:

```
sel = dataset.groupby("country").mean().query("averageTemperature >  
25.2 & averageTemperature < 25.9 ").filter(['country']).index  
print(sel)
```

```
Index(['Bahamas', 'Bangladesh', 'Belize', 'Central African Republic',  
'Cuba',  
      'El Salvador', 'Equatorial Guinea', 'Fiji', 'Indonesia',  
'Kuwait',  
      'Liberia', 'Niue', 'Venezuela'],  
      dtype='object', name='country')
```

```
co2_pred_test = dataset_co2.query("country in @sel")  
mn_pred_test = dataset_mn.query("country in @sel")
```

```
dataset_co2_x_train, dataset_co2_x_val, dataset_co2_y_train,  
dataset_co2_y_val = dataset_split(dataset_co2.query("country in  
@sel"))  
dataset_mn_x_train, dataset_mn_x_val, dataset_mn_y_train,  
dataset_mn_y_val = dataset_split(dataset_mn.query("country in @sel"))
```

```
country_drop(dataset_co2_x_train)  
country_drop(dataset_co2_x_val)
```

```
country_drop(dataset_mn_x_train)  
country_drop(dataset_mn_x_val)
```

```
dataset_co2_y_val = dataset_co2_y_val.astype('float')  
dataset_co2_y_train = dataset_co2_y_train.astype('float')
```

```
dataset_mn_y_val = dataset_mn_y_val.astype('float')  
dataset_mn_y_train = dataset_mn_y_train.astype('float')
```


3. Generazione modelli

```
from sklearn.linear_model import Perceptron
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.linear_model import Ridge
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures
from sklearn.pipeline import Pipeline
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn import metrics
from sklearn.model_selection import KFold
from sklearn.svm import SVC
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
```

```
def print_results(mod, xval, yval, name):
    print(name + ' score: {:.4f}%'.format(mod.score(xval, yval) * 100))
```

Prima di procedere con la generazione dei modelli, è bene sottolineare un dettaglio molto importante. La variazione della temperatura media di un Paese non è nell'ordine di numeri molto alti e spesso oscilla durante gli anni. Per alcuni Paesi l'aumento legato alla crescita di produzione di gas inquinanti è molto più evidente rispetto ad altri, ma è comunque un aumento di massimo 2-3 gradi. È necessario sottolineare questo in quanto è la motivazione per cui su un grafico in cui l'asse delle x è la linea temporale, e quello delle y la temperatura media, i dati sono sparsi, è proprio perché la temperatura è in oscillazione. Ciò è quindi la ragione per cui gli score dei modelli saranno bassi: il valore della temperatura media di un Paese varia molto di anno in anno.

Linear Regression

```
model_lr = Pipeline([
    ("scaler", StandardScaler(with_mean=False)),
    ("lr", LinearRegression())
])
```

```
grid_parameters = {
}
```

```
lr_cv = GridSearchCV(model_lr, grid_parameters, n_jobs=-1)
lr_cv.fit(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train)
```

```
print_results(lr_cv, dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train, 'co2
dataset')
```

```
lr_cv.fit(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train)
print_results(lr_cv, dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train, 'methane
and nitrous oxide dataset')
```

co2 dataset score: 15.7591%

methane and nitrous oxide dataset score: 16.1897%

Linear Regression with Polynomial features

```
model_lr_pl = Pipeline([
    ("poly", PolynomialFeatures(include_bias=False)),
    ("scale", StandardScaler()),
    ("linreg", LinearRegression())
])

grid_parameters = {
}
lr_pl_cv = GridSearchCV(model_lr_pl, grid_parameters, n_jobs=-1)
lr_pl_cv.fit(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train)

print_results(lr_pl_cv, dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train, 'co2
dataset')
```

```
lr_pl_cv.fit(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train)
print_results(lr_pl_cv, dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train,
'methane and nitrous oxide dataset')
```

co2 dataset score: 19.8788%
methane and nitrous oxide dataset score: 22.8203%

Ridge Regression

```
model_rr = Pipeline([
    ("scaler", StandardScaler()),
    ("linreg", Ridge())
])

grid_parameters = {
    "linreg__alpha": [0.1, 1, 10, 50]
}

rr_cv = GridSearchCV(model_rr, grid_parameters, n_jobs=-1)
rr_cv.fit(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train)

print_results(rr_cv, dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train, 'co2
dataset')
```

```
rr_cv.fit(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train)
print_results(rr_cv, dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train, 'methane
and nitrous oxide dataset')
```

co2 dataset score: 15.6583%
methane and nitrous oxide dataset score: 15.5230%

Ridge Regression with Polynomial features

```
model_rr_pl = Pipeline([
    ("poly", PolynomialFeatures(include_bias=False)),
```

```

        ("scale", StandardScaler()),
        ("linreg", Ridge())
    ])

grid_parameters = {
    "poly__degree": [2,3],
    "linreg__alpha": [0.1, 10]
}
rr_pl_cv = GridSearchCV(model_rr_pl, grid_parameters, n_jobs=-1)
rr_pl_cv.fit(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train)

print_results(rr_pl_cv, dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train, 'co2
dataset')

rr_pl_cv.fit(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train)
print_results(rr_pl_cv, dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train,
'methane and nitrous oxide dataset')

co2 dataset score: 19.0698%
methane and nitrous oxide dataset score: 21.2460%

```

4. Valutazione dei modelli

In questa fase si procede con la valutazione dei modelli precedentemente generati al fine di avere una migliore visione su quale sarà il modello migliore. I modelli Ridge e Linear con feature polinomiali sembrano dare risultati migliori, quindi valutiamo questi due.

Osserviamo prima i dati riguardanti il dataset co2.

```

from sklearn.metrics import mean_squared_error

linear = Pipeline([
    ("poly", PolynomialFeatures(include_bias=False)),
    ("scale", StandardScaler()),
    ("linreg", LinearRegression())
])
linear.fit(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train);

linear_mn = Pipeline([
    ("poly", PolynomialFeatures(include_bias=False)),
    ("scale", StandardScaler()),
    ("linreg", LinearRegression())
])
linear_mn.fit(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train);

ridge = Pipeline([
    ("poly", PolynomialFeatures(include_bias=False)),
    ("scale", StandardScaler()),

```

```

        ("linreg", Ridge())
    ])
    ridge.fit(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train);

    ridge_mn = Pipeline([
        ("poly", PolynomialFeatures(include_bias=False)),
        ("scale", StandardScaler()),
        ("linreg", Ridge())
    ])
    ridge_mn.fit(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train);

```

Definiamo una funzione per mostrare le informazioni utili per mettere a confronto i modelli:

```

def relative_error(y_true, y_pred):
    return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true))

def print_info(x, y, mod):
    print("Mean squared error:
{:.5f}".format(mean_squared_error(mod.predict(x), y)))
    print("Relative error: {:.5%}".format(relative_error(mod.predict(x),
y)))
    print("R-squared coefficient: {:.5f}".format(mod.score(x, y)))

print("Linear Regression co2 dataset")
print_info(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train, linear)
print("-----")
print("Validation:")
print_info(dataset_co2_x_val, dataset_co2_y_val, linear)

Linear Regression co2 dataset
Mean squared error: 0.15929
Relative error: 1.23175%
R-squared coefficient: 0.19879
-----
Validation:
Mean squared error: 0.16293
Relative error: 1.23757%
R-squared coefficient: 0.095199

print("Ridge Regression co2 dataset")
print_info(dataset_co2_x_train, dataset_co2_y_train, ridge)
print("-----")
print("Validation:")
print_info(dataset_co2_x_val, dataset_co2_y_val, ridge)

Ridge Regression co2 dataset
Mean squared error: 0.15952
Relative error: 1.23224%
R-squared coefficient: 0.19763
-----

```

Validation:
Mean squared error: 0.16274
Relative error: 1.23393%
R-squared coefficient: 0.096219

Notiamo come i due modelli non differiscano di tanto. Come spiegato in precedenza, gli score dei modelli sono bassi per via della variabilità dei valori; tuttavia però il **mean squared errore** ed il **relative error** sono a livelli buoni sia per il training che per il validation.

Vediamo ora i dati riguarda il dataset methane and nitrous oxide:

```
print("Linear Regression methane and nitrous oxide dataset")
print_info(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train, linear_mn)
print("-----")
print("Validation:")
print_info(dataset_mn_x_val, dataset_mn_y_val, linear_mn)
```

Linear Regression methane and nitrous oxide dataset
Mean squared error: 0.12641
Relative error: 1.00213%
R-squared coefficient: 0.2282

Validation:
Mean squared error: 0.13914
Relative error: 1.14046%
R-squared coefficient: 0.1851

```
print("Ridge Regression methane and nitrous oxide dataset")
print_info(dataset_mn_x_train, dataset_mn_y_train, ridge_mn)
print("-----")
print("Validation:")
print_info(dataset_mn_x_val, dataset_mn_y_val, ridge_mn)
```

Ridge Regression methane and nitrous oxide dataset
Mean squared error: 0.13107
Relative error: 1.03184%
R-squared coefficient: 0.19973

Validation:
Mean squared error: 0.13927
Relative error: 1.14179%
R-squared coefficient: 0.18436

Per quanto riguarda il secondo dataset, il modello lineare sembra essere leggermente migliore.

5. Analisi del modello migliore

Dalla valutazione appena effettuata dei due modelli è emerso che le differenze sono minime. Come modello migliore per il dataset co2 scegliamo però il Ridge in quanto è più generico, mentre per il secondo dataset scegliamo il Linear.

Andiamo ora a stampare le previsioni per i Paesi selezionati per l'anno 2013.

```
print(co2_pred_test.query("year == 2013"))
prediction = ridge.predict(co2_pred_test.query("year ==
2013").drop(['country', 'averageTemperature'], axis=1))

print('-----
----')
```

```
co2_predictions = pd.DataFrame({'country':sel, 'temp': prediction})
print(co2_predictions)
```

population	country	averageTemperature	...	co2
year			...	
2013	Bahamas	26.011667	...	2.884
367162.0				
2013	Bangladesh	25.967500	...	61.782
152761413.0				
2013	Belize	26.213333	...	0.476
345707.0				
2013	Central African Republic	26.210875	...	0.286
4447945.0				
2013	Cuba	26.250444	...	27.748
11282722.0				
2013	El Salvador	25.910778	...	6.094
6266076.0				
2013	Equatorial Guinea	25.590500	...	7.720
1076412.0				
2013	Fiji	25.941375	...	1.316
865602.0				
2013	Indonesia	26.467000	...	411.191
251805314.0				
2013	Kuwait	27.273375	...	93.583
3526382.0				
2013	Liberia	26.314000	...	0.877
4248337.0				
2013	Niue	26.047500	...	0.007
1606.0				
2013	Venezuela	25.912875	...	182.850
29781046.0				

[13 rows x 5 columns]

```

-----
          country      temp
0          Bahamas  25.478302
1        Bangladesh  25.845080
2           Belize  25.440463
3  Central African Republic  25.587392
4              Cuba  25.638368
5          El Salvador  25.535850
6    Equatorial Guinea  25.505982
7              Fiji  25.441749
8          Indonesia  26.574998
9              Kuwait  27.097509
10             Liberia  25.517981
11              Niue  25.453858
12          Venezuela  26.275445

```

```
print(mn_pred_test.query("year == 2013"))
```

```
print('-----
----')
```

```

prediction = linear_mn.predict(mn_pred_test.query("year ==
2013").drop(['country', 'averageTemperature'], axis=1))
mn_predictions = pd.DataFrame({'country':sel, 'temp': prediction})
print(mn_predictions)

```

```

          country  averageTemperature  ...  nitrous_oxide
population
year          ...
2013          Bahamas          26.011667  ...          0.14
367162.0
2013          Bangladesh          25.967500  ...          26.80
152761413.0
2013          Belize          26.213333  ...          0.46
345707.0
2013  Central African Republic          26.210875  ...          30.44
4447945.0
2013          Cuba          26.250444  ...          3.79
11282722.0
2013          El Salvador          25.910778  ...          1.32
6266076.0
2013    Equatorial Guinea          25.590500  ...          0.04
1076412.0
2013          Fiji          25.941375  ...          0.35
865602.0
2013          Indonesia          26.467000  ...          91.07
251805314.0
2013          Kuwait          27.273375  ...          0.63
3526382.0

```

2013	Liberia	26.314000	...	1.18
4248337.0				
2013	Niue	26.047500	...	0.00
1606.0				
2013	Venezuela	25.912875	...	14.56
29781046.0				

[13 rows x 6 columns]

```

-----
              country      temp
0          Bahamas  25.828661
1        Bangladesh  25.816408
2           Belize  25.813357
3  Central African Republic  26.080187
4             Cuba  25.885626
5        El Salvador  25.880964
6  Equatorial Guinea  25.661758
7             Fiji  25.805241
8          Indonesia  26.402622
9             Kuwait  26.091725
10          Liberia  25.889643
11             Niue  25.821467
12          Venezuela  25.849783

```

Osserviamo dai risultati che per alcuni Paesi la previsione è molto precisa, mentre per altri meno. Selezionando Paesi più simili per temperatura media e produzione di gas inquinanti si hanno sicuramente risultati più accurati. Notiamo inoltre come i due dataset diano risultati differenti ma che se combinati tra loro possono dare una previsione più accurata delle singole. Prendiamo ad esempio l'Indonesia:

```
co2_predictions.query("country == 'Indonesia'")
```

```

      country      temp
8  Indonesia  26.574998

```

```
mn_predictions.query("country == 'Indonesia'")
```

```

      country      temp
8  Indonesia  26.402622

```

```

a = (co2_predictions.query("country == 'Indonesia'").temp.values[0] +
mn_predictions.query("country == 'Indonesia'").temp.values[0]) / 2
b = mn_pred_test.query("country == 'Indonesia' & year ==
2013").averageTemperature.values[0]

```

```
pd.DataFrame({'country': 'Indonesia', 'predicted_value': [a],
'actual_value': [b]})
```

```

      country  predicted_value  actual_value
0  Indonesia           26.48881           26.467

```


La combinazione delle due previsioni attraverso la media tra esse restituisce, in questo caso, una previsione più accurata delle singole.

Per concludere, ciò che si può trarre complessivamente è:

- Individuando un insieme più o meno grande di Paesi che godono di caratteristiche simili per quanto riguarda la posizione geografica e la produzione dei gas inquinanti presi in analisi, si riesce ad addestrare un modello in grado di fornire una previsione sulla temperatura media che, nel caso in cui non sia sufficientemente accurata, può comunque fornire informazioni molto utili sulla curva della temperatura.
- La combinazione delle previsioni dei modelli addestrati su dataset diversi può essere un punto di forza per esprimere un risultato che dia più certezza.
- Nuovi dati riguardanti il gruppo di Paesi sul quale si effettuano le previsioni aumentano sensibilmente l'accuratezza dei risultati.

Lo sviluppo di questo progetto mi ha permesso di apprendere numerose informazioni e di realizzare l'importanza dell'analisi dei dati e del dominio del problema sul quale si intende lavorare. È stata un'ottima esperienza formativa.