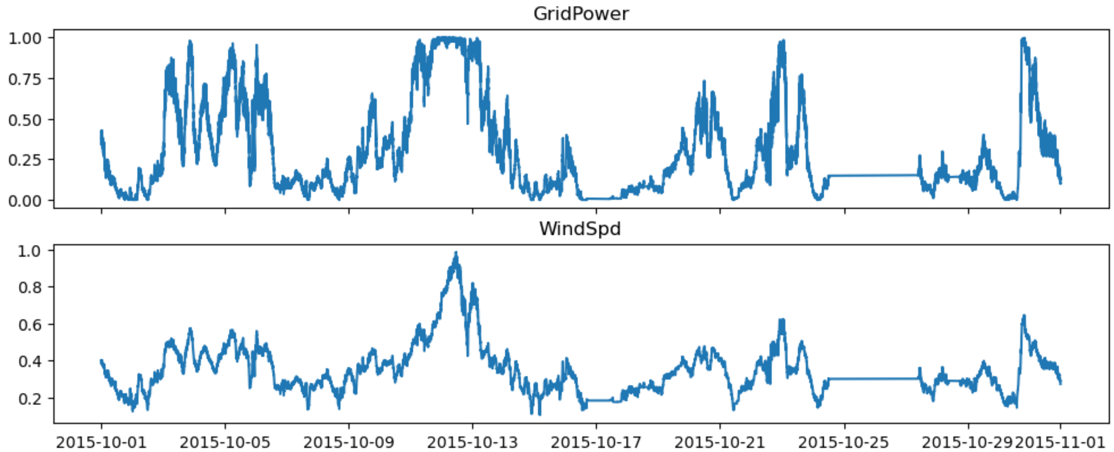
Mid-Term Project

2022 年 11 月 18 日

1 Mid-term Project for BDAI

首先，读取原始数据并且作出原始数据的图像

[ ]:
```
from datetime import datetime, timedelta
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt

# IMPORT DATA
wind = pd.read_csv(
    "E:/学习资料/2022-2023 Semester 1/Big Data And Artifitial Intelligence/data/
 ↪wind.csv", parse_dates=['DateAcqTime'])

# PLOT THE DATA
plt.subplots(2,1,figsize=(12,4.5),sharex=True)

plt.subplot(2,1,1)
plt.plot(wind.DateAcqTime, wind.GridPower)
plt.gca().set(title="GridPower")

plt.subplot(2,1,2)
plt.plot(wind.DateAcqTime, wind.wind_Spd)
plt.gca().set(title="WindSpd")
plt.show()
```



从以上图中可以发现明显的数据具有缺失值的现象；并且图中的点数量过多，对预测 4 个 15 分钟构成的点存在困难。同时信号噪音较大，造成了很严重的毛刺现象。下面对数据进行清洗和预处理，试图解决下列问题。

1.1 数据清洗与预处理

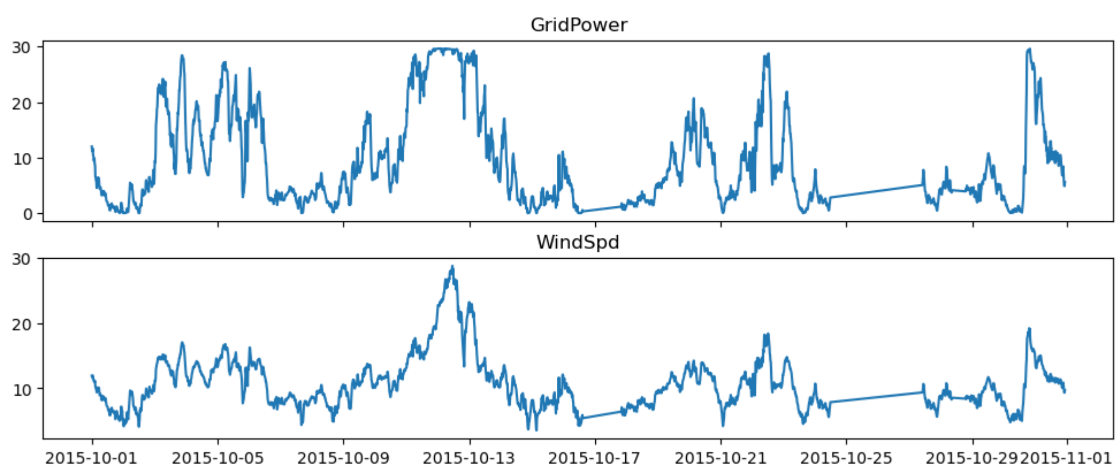
1.1.1 减少数据点数量

下面按照国家标准要求，将所得每秒两个点的风能数据以 15 分钟为一个单位进行求和，得到数据点数量大为减少后方便后续分析使用的数据。

[ ]:
```
# 第一部分从 10.1 到 10/16 下午 14 点，以 15min 为一个中间点
Gridpower_hour1 = np.zeros(15*24*4+15*4)
windspd_hour1 = np.zeros(15*24*4+15*4)
for i in range(15*24*4+15*4):
    for j in range(30):
        Gridpower_hour1[i] += wind.GridPower[30*i+j]
        windspd_hour1[i] += wind.wind_Spd[30*i+j]
Date_hour1 = []
starttime1 = datetime(2015, 10, 1, 0, 0, 0)
for i in range(15*24*4+15*4):
    ti = starttime1+timedelta(minutes=i*15)
    Date_hour1.append(ti)
Date_hour1 = np.array(Date_hour1)
# 第二部分从 10/17 20:00 到 10/24 11:00
```

```
Gridpower_hour2 = np.zeros(7*24*4-8*4)
windspd_hour2 = np.zeros(7*24*4-8*4)
for i in range(7*24*4-8*4):
    for j in range(30):
        Gridpower_hour2[i] += wind.GridPower[45069+30*i+j]
        windspd_hour2[i] += wind.wind_Spd[45069+30*i+j]
Date_hour2 = []
starttime2 = datetime(2015, 10, 17, 20, 0, 0)
for i in range(7*24*4-8*4):
    ti = starttime2+timedelta(minutes=i*15)
    Date_hour2.append(ti)
Date_hour2 = np.array(Date_hour2)
# 第三部分从 10/27 10:00 到 10/28 8:00
Gridpower_hour3 = np.zeros(24*4-1*4)
windspd_hour3 = np.zeros(24*4-1*4)
for i in range(24*4-1*4):
    for j in range(30):
        Gridpower_hour3[i] += wind.GridPower[62757+30*i+j]
        windspd_hour3[i] += wind.wind_Spd[62757+30*i+j]
Date_hour3 = []
starttime3 = datetime(2015, 10, 27, 10, 0, 0)
for i in range(24*4-1*4):
    ti = starttime3+timedelta(minutes=i*15)
    Date_hour3.append(ti)
Date_hour3 = np.array(Date_hour3)
# 第四部分从 10/28 19:00 到 10/31 23:00
Gridpower_hour4 = np.zeros(3*24*4+4*4)
windspd_hour4 = np.zeros(3*24*4+4*4)
for i in range(3*24*4+4*4):
    for j in range(30):
        Gridpower_hour4[i] += wind.GridPower[65642+30*i+j]
        windspd_hour4[i] += wind.wind_Spd[65642+30*i+j]
Date_hour4 = []
starttime4 = datetime(2015, 10, 28, 19, 0, 0)
for i in range(3*24*4+4*4):
    ti = starttime4+timedelta(minutes=i*15)
    Date_hour4.append(ti)
Date_hour4 = np.array(Date_hour4)
# 合并成新的数据
```

```
Date_hour = np.concatenate(
    (Date_hour1, Date_hour2, Date_hour3, Date_hour4), axis=0)
Gridpower_hour = np.concatenate(
    (Gridpower_hour1, Gridpower_hour2, Gridpower_hour3, Gridpower_hour4), axis=0)
windspd_hour = np.concatenate(
    (windspd_hour1, windspd_hour2, windspd_hour3, windspd_hour4), axis=0)
wind_hour = pd.DataFrame(
    np.array([Date_hour, Gridpower_hour, windspd_hour]).transpose())
wind_hour.columns = ["DateAcqTime", "GridPower", "wind_Spd"]

# 重新进行画图
plt.subplots(2,1,sharex=True,figsize=(12,4.5))

plt.subplot(2,1,1)
plt.plot(wind_hour.DateAcqTime, wind_hour.GridPower)
plt.gca().set(title="GridPower")

plt.subplot(2,1,2)
plt.plot(wind_hour.DateAcqTime, wind_hour.wind_Spd)
plt.gca().set(title="WindSpd")
plt.show()
```

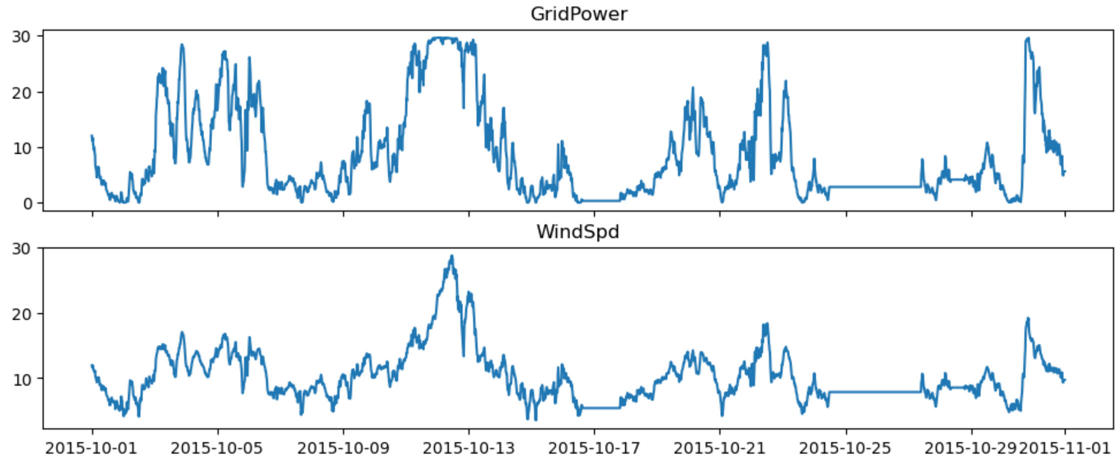


可以发现，数据变得更加平滑，在后续的预测过程中，只需要增加 4 个点即可。

1.1.2 数据填补

由于存在数据缺失的现象，下面通过 pandas 库中的 fillna 函数，通过 ffill 方法，即取缺失值前和后最近点的均值进行数据的填补。

[ ]:
```python
# 进行数据填补
Date = []
GridPower = np.zeros(31*24*4)
WindSpd = np.zeros(31*24*4)
starttime = datetime(2015, 10, 1, 0, 0, 0)
for i in range(31*24*4):
    ti = starttime1+timedelta(minutes=i*15)
    if ti in Date_hour:
        idx = np.argwhere(Date_hour == ti)
        GridPower[i] = Gridpower_hour[idx]
        WindSpd[i] = windspd_hour[idx]
    else:
        GridPower[i] = np.nan
        WindSpd[i] = np.nan
    Date.append(ti)
Date = np.array(Date)

## IMPUTATION
data_pre = np.vstack((Date,GridPower,WindSpd)).T
data_df = pd.DataFrame(data_pre,columns=["Date","GridPower","WindSpd"])
data_df = data_df.fillna(method="ffill")
data_df.GridPower = np.array(data_df["GridPower"])
data_df.WindSpd = np.array(data_df["WindSpd"])

# 重新进行画图
plt.subplots(2,1,figsize=(12,4.5),sharex=True)

plt.subplot(2,1,1)
plt.plot(data_df.Date, data_df.GridPower)
plt.gca().set(title="GridPower")

plt.subplot(2,1,2)
plt.plot(data_df.Date, data_df.WindSpd)
plt.gca().set(title="WindSpd")
plt.show()
```



可以发现，实际上填补的效果并不好，在后续进行学习分析的时候，需要尽可能避开填补的点，通过分段进行拟合。

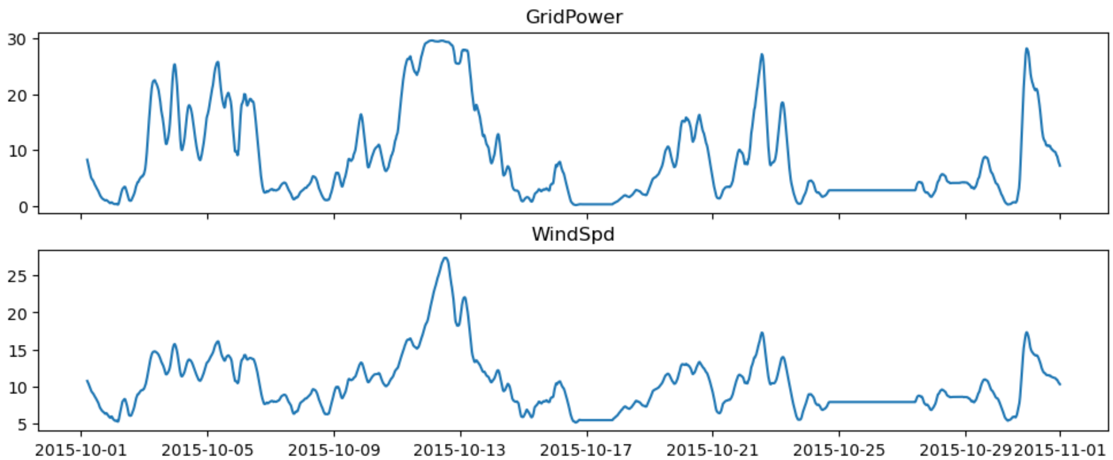
1.1.3 数据平滑

采用 Moving Average 的方法对数据进行平滑，消除噪声的影响。同时由于 Moving Average 只是取了临近点的均值，因此尽可能的保留了原来数据的统计信息，也方便后续进行分析。

经过多次尝试后之后，选择利用 20 个数据点取平均进行平滑。在这种情况下，数据的毛刺消失得较为明显，同时又保留了较多的峰和谷的信息，为后续的分析提供更多的信息量。

[ ]:
```
## 平滑方法 采用 MA
data_df["GridPower_ma"] = data_df["GridPower"].rolling(20).mean()
data_df["WindSpd_ma"] = data_df["WindSpd"].rolling(20).mean()
GridPower_ma = data_df.GridPower_ma
WindSpd_ma = data_df.WindSpd_ma

# 重新进行画图
plt.subplots(2,1,figsize=(12,4.5),sharex=True)

plt.subplot(2,1,1)
plt.plot(Date, GridPower_ma)
plt.gca().set(title="GridPower")

plt.subplot(2,1,2)
plt.plot(Date, WindSpd_ma)
```

```
plt.gca().set(title="WindSpd")
plt.show()
```



在进行平滑后仍可以发现填补的数据较为明显得与其他部分的数据规律不同，因此确实应该尽量避免对缺失部分进行学习。

在后续的分析中，由于处于 EDA 的状况，尽量采用所有的信息量，因此选择不使用平滑后的数据进行分析。

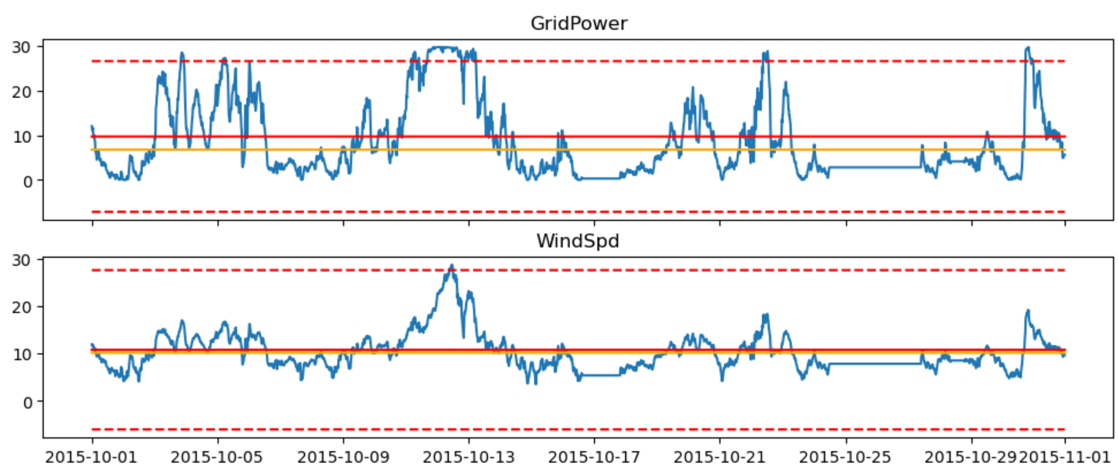
1.2 数据统计特性的描述和分析

1.2.1 进行位置与变异性估计

首先，分别作出 GridPower 和 WindSpd 的分布图，求出两组数据的均值与中位数与方差，在近似正态性下得到其置信区间，并画在时间序列图中。

[ ]:
```
GridPower_mean = np.mean(wind_hour.GridPower)
WindSpd_mean = np.mean(wind_hour.wind_Spd)
GridPower_median = np.median(wind_hour.GridPower)
WindSpd_median = np.median(wind_hour.wind_Spd)
GridPower_se = np.var(wind_hour.GridPower)**(1/2)
WindSpd_se = np.var(wind_hour.wind_Spd)**(1/2)
GridPower_d = GridPower_mean-1.96*GridPower_se
GridPower_u = GridPower_mean+1.96*GridPower_se
WindSpd_d = WindSpd_mean - 1.96*GridPower_se
WindSpd_u = WindSpd_mean + 1.96*GridPower_se
```

```python
# 重新进行画图
plt.subplots(2,1,figsize = (12,4.5),sharex=True)

plt.subplot(2,1,1)
plt.plot(data_df.Date, data_df.GridPower)
plt.plot(data_df.Date, GridPower_mean*np.ones(len(data_df.Date)), color="red")
plt.plot(data_df.Date, GridPower_median*np.ones(len(data_df.Date)), color="orange")
plt.plot(data_df.Date, GridPower_u*np.ones(len(data_df.Date)), color="red",␣
    ↪linestyle='--')
plt.plot(data_df.Date, GridPower_d*np.ones(len(data_df.Date)), color="red",␣
    ↪linestyle='--')
plt.gca().set(title="GridPower")

plt.subplot(2,1,2)
plt.plot(data_df.Date, data_df.WindSpd)
plt.plot(data_df.Date, WindSpd_mean*np.ones(len(data_df.Date)), color="red")
plt.plot(data_df.Date, WindSpd_median*np.ones(len(data_df.Date)), color="orange")
plt.plot(data_df.Date, WindSpd_u*np.ones(len(data_df.Date)), color="red",␣
    ↪linestyle='--')
plt.plot(data_df.Date, WindSpd_d*np.ones(len(data_df.Date)), color="red",␣
    ↪linestyle='--')
plt.gca().set(title="WindSpd")
plt.show()
```

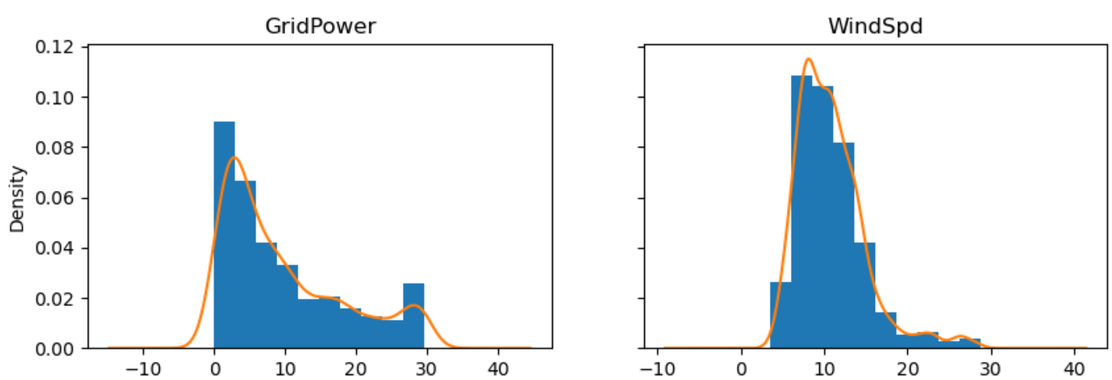


可以发现，对于 GridPower 数据，均值与中位数有一定的差异；而在 WindSpd 数据中，均值与中位数的差异较小。但从置信区间中可以看出，在同分布正态性假设下，数据存在较少的离群值，而均值具有无偏性且微分性质良好等特征，因此在之后的统计分析中，可以利用均值作为数据统计分析的基础。

1.2.2 作出数据直方图

下面作出 GridPower 和 WindSpd 的直方图，并且得到它们的 kernal density estimation 图。

[ ]:
```
# 画出 histogram
plt.subplots(1,2,figsize=(10,3),sharey=True)

plt.subplot(1,2,1)
plt.hist(wind_hour.GridPower,density=True)
wind_hour.GridPower.plot.density()
plt.title("GridPower")

plt.subplot(1,2,2)
plt.hist(wind_hour.wind_Spd,density=True)
wind_hour.wind_Spd.plot.density()
plt.title("WindSpd")
plt.show()
```



可以发现两组数据都是有较为明显的右偏特征的数据，近似正态性特征较差。同时 GridPower 具有双峰的特征，因此可能处理起来较为困难。并且由于数据截断的特征，导致边缘处的正态拟合表现不佳。

1.2.3 相关性分析

求出两组数据间的相关性如下：

[ ]:
```
print(data_df.corr())
```

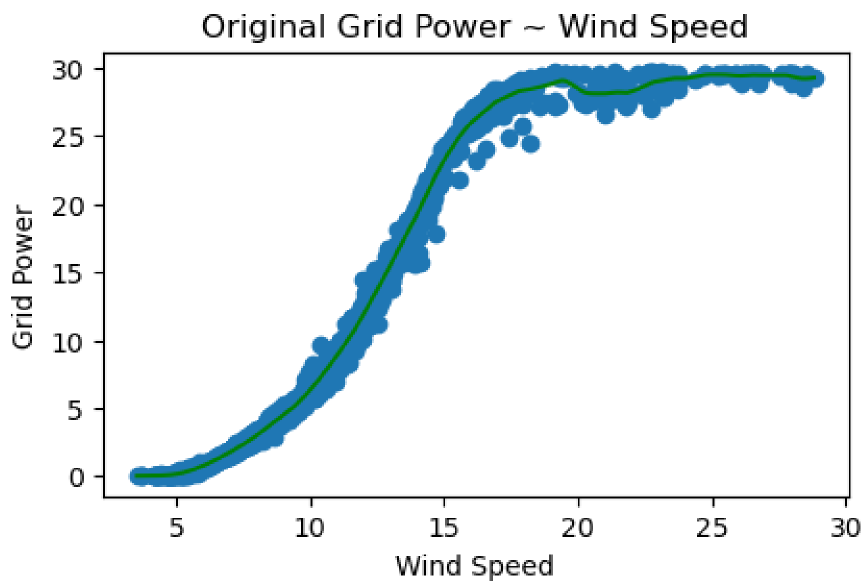
```
             GridPower   WindSpd  GridPower_ma  WindSpd_ma
GridPower     1.000000  0.951346      0.928709    0.892089
WindSpd       0.951346  1.000000      0.903018    0.942354
GridPower_ma  0.928709  0.903018      1.000000    0.956864
WindSpd_ma    0.892089  0.942354      0.956864    1.000000
```

可以发现两组数据间的线性相关性非常显著，提示我们后续可能可以利用线性回归的方法对两组数据之间的关系进行分析。

1.3 特征提取

接下来对风能数据进行特征提取，首先考虑 WindSpd 与 GridPower 之间的关系，同时通过 Kernel Regression，一种无监督的回归方法，探究 GridPower 和 WindSpd 之间的关系。

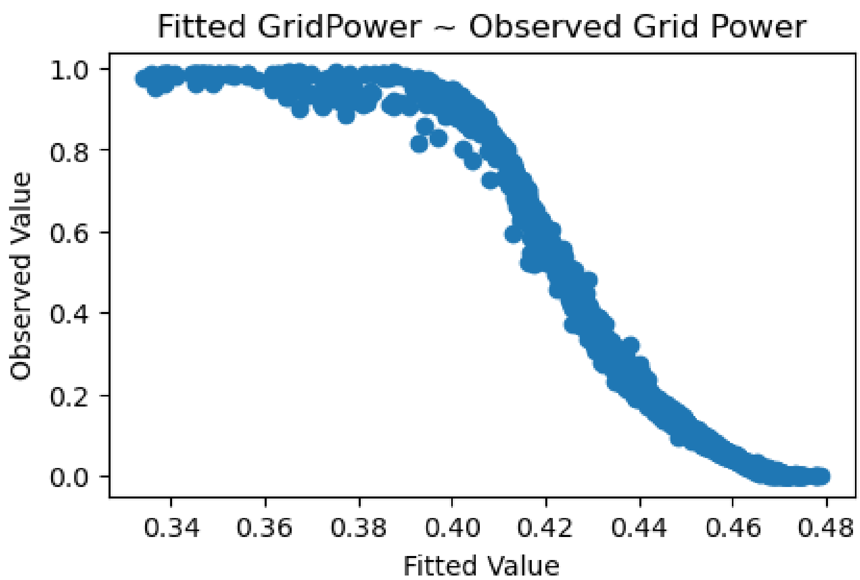
[ ]:
```
from statsmodels.nonparametric.kernel_regression import KernelReg

# 画出 scatter plot 并作出 smooth line
smooth1 = KernelReg(endog=Gridpower_hour,exog=windspd_hour,var_type="c")
xws = np.linspace(np.min(wind_hour.wind_Spd),np.max(wind_hour.wind_Spd),10000)
ygp,ygp_std = smooth1.fit(xws)
plt.figure(figsize=(5, 3))
plt.scatter(wind_hour.wind_Spd,wind_hour.GridPower)
plt.plot(xws,ygp,color="green")
plt.title("Original Grid Power ~ Wind Speed")
plt.xlabel("Wind Speed")
plt.ylabel("Grid Power")
plt.show()
```



1.3.1 Logistic Regression

由图可以发现，似乎可以利用 Logistic Regression 等 Generalized Linear Regression 对二者的关系进行建模研究，因此以下建立 Logistic Regression 关系，并作出拟合值与观测值之间关系的图像。

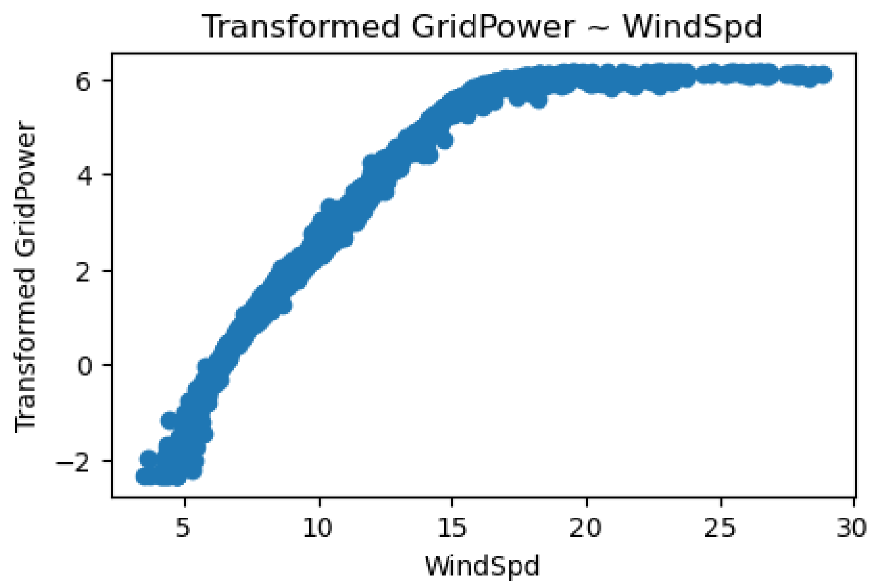
[ ]:
```
import statsmodels.api as sm

## USING LOGISTIC REGRESSION TO PLOT ORIGINAL DATA
Gridpower_hour1 = Gridpower_hour/30
glm_binom = sm.GLM(Gridpower_hour1,windspd_hour,family=sm.families.Binomial())

# 画出 scatter plot 并作出 smooth line
res = glm_binom.fit()
plt.figure(figsize=(5,3))
plt.scatter(res.mu,Gridpower_hour1)
plt.title("Fitted GridPower ~ Observed Grid Power")
plt.xlabel("Fitted Value")
plt.ylabel("Observed Value")
plt.show()
```



由于求和后 GridPower 的值不再为 1，在直接进行压缩变换后效果仍不理想，可以发现 Fitted Value 和 Observed Value 有较大的差异，因此采用逻辑回归模型对二者的关系进行探究是不可行的。

接下来，考虑是否可以通过一定的变换，将非线性的关系转化为线性的关系。在此处选用在 Linear Regression 模型中常用的 BoxCox 变换给出能够使模型最趋近于线性化的变换。

[ ]:
```
from scipy import stats

# 尝试通过变换变成 linear relationship
fitted_data, fitted_lambda = stats.boxcox(Gridpower_hour)
plt.figure(figsize=(5,3))
plt.scatter(wind_hour.wind_Spd,fitted_data)
plt.xlabel("WindSpd")
plt.ylabel("Transformed GridPower")
plt.title("Transformed GridPower ~ WindSpd")
plt.show()
```



由图可以发现难以通过 BoxCox 变换直接得到线性关系，猜测是由于非线性的转折过于强，因此考虑分段进行线性回归。但考虑到解释性原因，首先查看 BoxCox 变换让 AIC 最优得到的幂变换值，从而考虑其最接近的、能表现出强线性关系的、具有良好解释性的幂变换值进行研究。

[ ]:
```
## 可以发现难以变成线性关系
print(fitted_lambda)
```

```
0.32219054795033736
```

因此，在分别考察 log 变换和开根号变换后 GridPower 的线性化成都后，决定采用开根号的 GridPower 进行分段线性回归。粗略地认为拐点位于 WindSpd=16.5 处。

在以下模型中，由于一开始采用 Log 变换进行书写，因此变量名可能产生歧义，请以文字中描述为准。

首先得到在 16.5 前的线性模型，可以得到其相关的信息如下表。

[ ]:
```
import statsmodels.api as sm

## 尝试开根数据之后进行分段线性回归
logGridPower = np.power(Gridpower_hour,0.5)

## 找到拐点，认为拐点在 17 左右
idx = np.where(wind_hour.wind_Spd[1:]<=16.5)
##First Linear Regression
logGridPower1 = logGridPower[idx]
```

```
Windspd = np.array(wind_hour.wind_Spd[1:])
Windspd1 = Windspd[idx]
logGridPower1 = np.array(logGridPower1,dtype=float)
Windspd1 = np.array(Windspd1,dtype=float)
one1 = np.ones(len(Windspd1))
X1 = np.vstack((one1,Windspd1)).T
reg1 = sm.OLS(logGridPower1,X1)
res1 = reg1.fit()
print(res1.summary())
beta1 = res1.params
```

```
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                      y   R-squared:                       0.976
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.976
Method:                 Least Squares   F-statistic:                 9.500e+04
Date:                Fri, 18 Nov 2022   Prob (F-statistic):               0.00
Time:                        15:19:43   Log-Likelihood:                 542.72
No. Observations:                2342   AIC:                            -1081.
Df Residuals:                    2340   BIC:                            -1070.
Df Model:                           1
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
                 coef    std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const         -1.7485      0.015   -119.942      0.000      -1.777      -1.720
x1             0.4330      0.001    308.224      0.000       0.430       0.436
==============================================================================
Omnibus:                      150.839   Durbin-Watson:                   1.088
Prob(Omnibus):                  0.000   Jarque-Bera (JB):              502.848
Skew:                          -0.263   Prob(JB):                    6.42e-110
Kurtosis:                       5.208   Cond. No.                         38.5
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly
specified.
```

由表可以发现，其 R^2 非常接近 1，同时 P-Value，AIC 等指标表现优异，可以认为这线性关系非常强。同理得到第二部分线性模型的相关信息如下表：

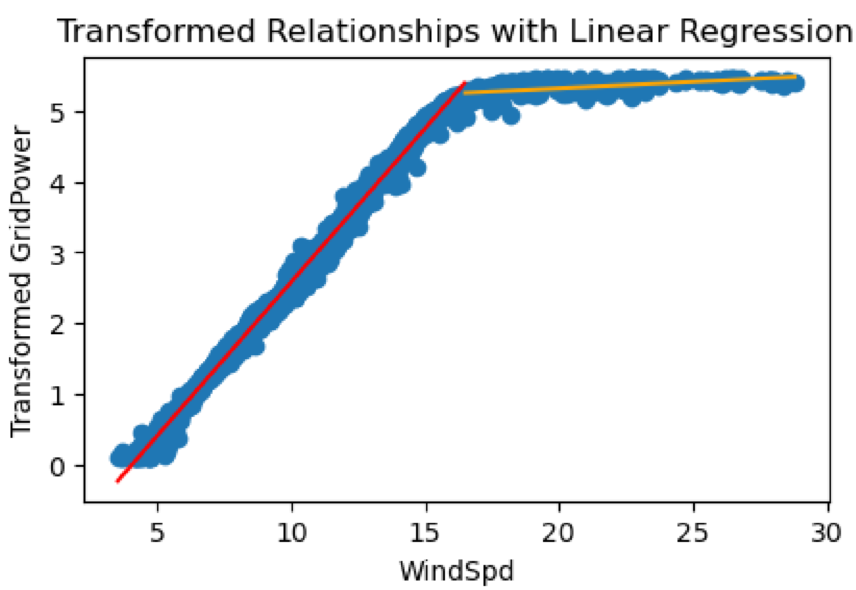
[ ]:
```
##Second Linear Regression
idx2 = np.where(wind_hour.wind_Spd[1:]>16.5)
logGridPower2 = np.array(logGridPower[idx2],dtype=float)
Windspd2 = np.array(Windspd[idx2],dtype=float)
one2 = np.ones(len(Windspd2))
X2 = np.vstack((one2,Windspd2)).T
reg2 = sm.OLS(logGridPower2,X2)
res2 = reg2.fit()
print(res2.summary())
beta2 = res2.params
```

```
                            OLS Regression Results
==============================================================================
Dep. Variable:                      y   R-squared:                       0.287
Model:                            OLS   Adj. R-squared:                  0.283
Method:                 Least Squares   F-statistic:                     76.91
Date:                Fri, 18 Nov 2022   Prob (F-statistic):           9.83e-16
Time:                        15:19:44   Log-Likelihood:                 163.33
No. Observations:                 193   AIC:                            -322.7
Df Residuals:                     191   BIC:                            -316.1
Df Model:                           1
Covariance Type:            nonrobust
==============================================================================
                 coef    std err          t      P>|t|      [0.025      0.975]
------------------------------------------------------------------------------
const          4.9484      0.045    111.132      0.000       4.861       5.036
x1             0.0183      0.002      8.770      0.000       0.014       0.022
==============================================================================
Omnibus:                       87.808   Durbin-Watson:                   0.875
Prob(Omnibus):                  0.000   Jarque-Bera (JB):              398.992
Skew:                          -1.738   Prob(JB):                     2.29e-87
Kurtosis:                       9.126   Cond. No.                         127.
==============================================================================

Notes:
[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly
specified.
```

虽然在本表中，R^2 表现得不佳，但是 P-Value 仍然仍然表现得较为显著，同时通过作图可以发现其线性关系还是非常显著的，因此认为本模型可行。R^2 小可能是由于样本点较少造成。接下来对变换数据

与拟合出的线性模型进行画图，直观检验拟合的效果如何。

[ ]:
```
plt.figure(figsize=(5,3))
plt.scatter(wind_hour.wind_Spd,logGridPower)
x = np.linspace(np.min(Windspd1),np.max(Windspd1),1000)
y = beta1[0]+beta1[1]*x
plt.plot(x,y,color="red")
x2 = np.linspace(np.min(Windspd2),np.max(Windspd2),1000)
y2 = beta2[0]+beta2[1]*x2
plt.plot(x2,y2,color="orange")
plt.xlabel("WindSpd")
plt.ylabel("Transformed GridPower")
plt.title("Transformed Relationships with Linear Regression")
plt.show()
```



由图可发现，本线性回归模型拟合效果良好，在后续可以利用传统的时间序列分析的方法对 GridPower 的值进行预测。

1.3.2 时间序列的特征提取

在时间序列的分析中，由于后续将会采用 smooth 后的数据进行研究，因此采用 smooth 后的数据进行本部分的特征提取

时间序列的稳定性分析 首先进行 ADF Test，说明两个序列均不为白噪音

[ ]:
```
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller as ADF

GridPower_ma = GridPower_ma[19:]
WindSpd_ma = WindSpd_ma[19:]

adft_GridPower = ADF(GridPower_ma)
## show P-Value
print(adft_GridPower[1])

adft_WindSpd = ADF(WindSpd_ma)
print(adft_WindSpd[1])
```

```
0.006316769998208343
0.010943397884897003
```

可以得到两个 P-Value 均小于 0.05，可以说明两个序列本身就近似为白噪音，即用传统的 Time Series Analysis 方法会较为难以获得结果；当然，其 P-Value 不特别小，如果使用 ARIMA model 进行 fit 的话，仍可能有一定的拟合效果。

通过一次差分可以发现在一次差分后，其平稳性大大增强了，这提示我们如果使用 ARIMA 模型的话，系数一般不会超过 1，这给予了模型很强的鲁棒性和计算的便利性。

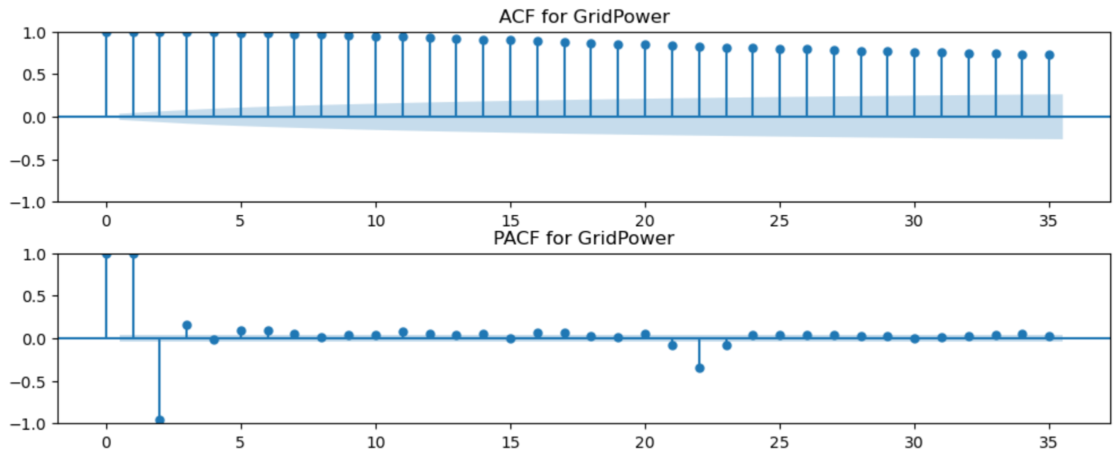
[ ]:
```
GridPower_diff1 = GridPower_ma.diff()
WindSpd_diff1 = WindSpd_ma.diff()

adft_GridPower_diff1 = ADF(GridPower_diff1[1:])
print(adft_GridPower_diff1[1])
adft_WindSpd_diff1 = ADF(WindSpd_diff1[1:])
print(adft_WindSpd_diff1[1])
```

```
9.729867465679e-16
2.7117316155290392e-14
```

自相关性探究 下面可以作出两个序列的自相关性和偏自相关性图像，初步探究其 ARIMA 模型的参数。

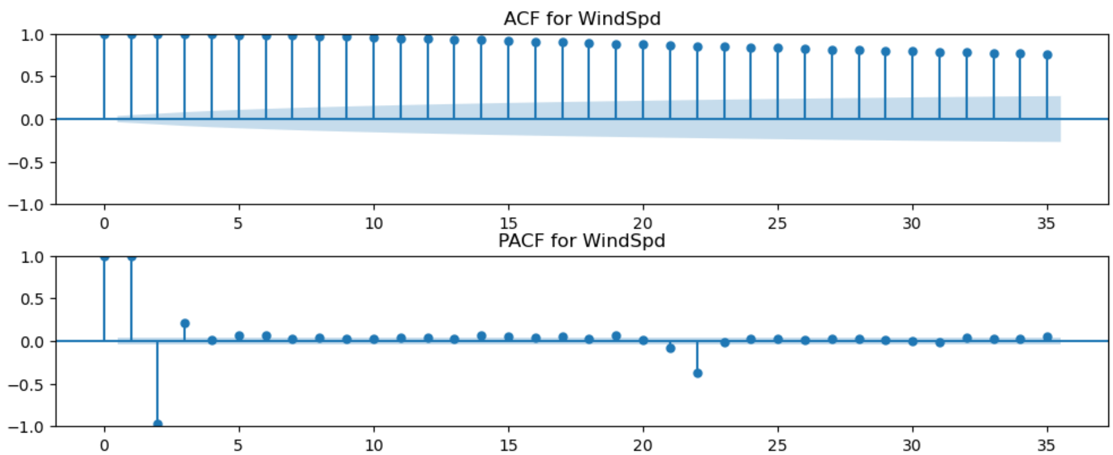
[ ]:
```
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_acf, plot_pacf

fig1,ax1 = plt.subplots(2,1,figsize=(12,4.5))
plt.subplots_adjust(hspace=0.30)
```

```
plot_acf(GridPower_ma,ax=ax1[0])
ax1[0].set_title("ACF for GridPower")
plot_pacf(GridPower_ma,method="ywm",ax=ax1[1])
ax1[1].set_title("PACF for GridPower")
plt.show()
```



可以发现自回归系数非常显著，而偏相关系数只有几项显著，因此对于 GridPower 而言，更加贴近于 MA 模型。

[ ]:
```
fig2,ax2 = plt.subplots(2,1,figsize=(12,4.5))
plt.subplots_adjust(hspace=0.30)
plot_acf(WindSpd_ma,ax=ax2[0])
ax2[0].set_title("ACF for WindSpd")
plot_pacf(WindSpd_ma,method="ywm",ax=ax2[1])
ax2[1].set_title("PACF for WindSpd")
plt.show()
```



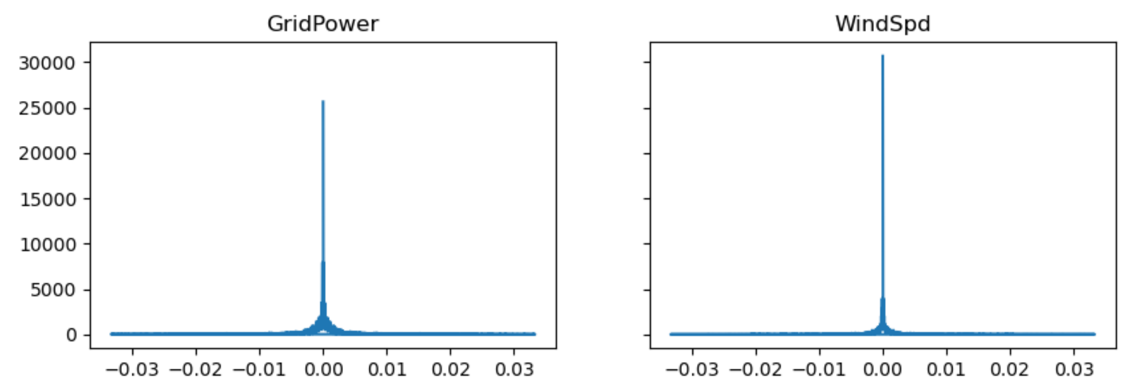
对于 WindSpd 而言，情况也是相似的，二者的 ACF 与 PACF 也有一定的相似性，说明二者之间有一定显著的相关关系。

1.3.3 Fourier Transform

下面对两组数据进行 Fourier Transform，查看我们所得到的时序序列的频域特征。由于为 15min 取一个点，总共有 31 天的数据，因此可以得到相应的 sample rate 和 Duration。

[ ]:
```
from scipy.fft import fft, fftfreq

##Initial Value
sr = 1/15
duration = 31*24*60
tot_num = int(sr*duration)

GridPower_fft = fft(np.array(data_df.GridPower))
WindSpd_fft = fft(np.array(data_df.WindSpd))
xf = fftfreq(tot_num,1/sr)

plt.subplots(1,2,figsize=(10,3),sharey=True)

plt.subplot(1,2,1)
plt.plot(xf,np.abs(GridPower_fft))
plt.title("GridPower")
```

```
plt.subplot(1,2,2)
plt.plot(xf,np.abs(WindSpd_fft))
plt.title("WindSpd")
plt.show()
```



由两幅图可以看出，实际上在 Fourier 分析后无明显的频域特征，说明频域分析也没有明显的可行性。

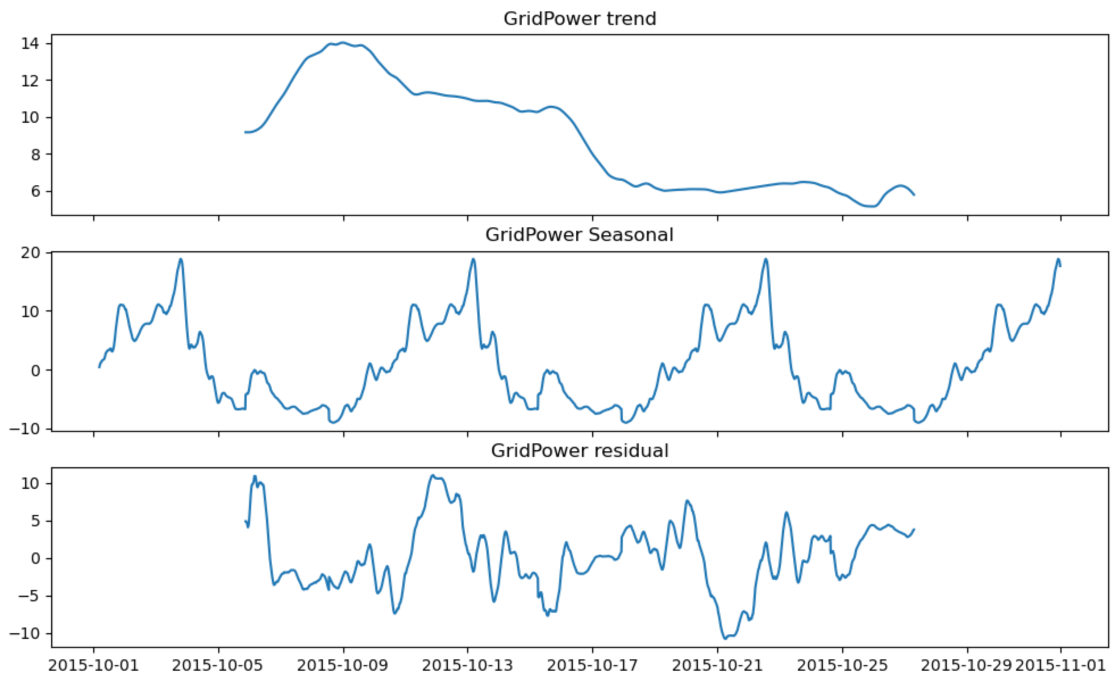
1.3.4 Seasonal Decomposition

利用得到的进行了平滑后的数据，进行季节性的分解，查看其是否具有一定的周期性与趋势。

首先作出 GridPower 进行 decomposition 后的图像

[ ]:
```
from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose

## Decompose Time Series
GridPower_ma = np.array(data_df.GridPower_ma[19:])
GridPower_todecompose = pd.DataFrame(GridPower_ma,index=Date[19:])
GridPower_dec = seasonal_decompose(GridPower_todecompose,period=60*15)
GridPower_trend = GridPower_dec.trend
GridPower_seasonal = GridPower_dec.seasonal
GridPower_res = GridPower_dec.resid

plt.subplots(3,1,figsize=(12,7),sharex=True)

plt.subplot(3,1,1)
plt.plot(Date[19:], GridPower_trend)
plt.gca().set(title="GridPower trend")
```

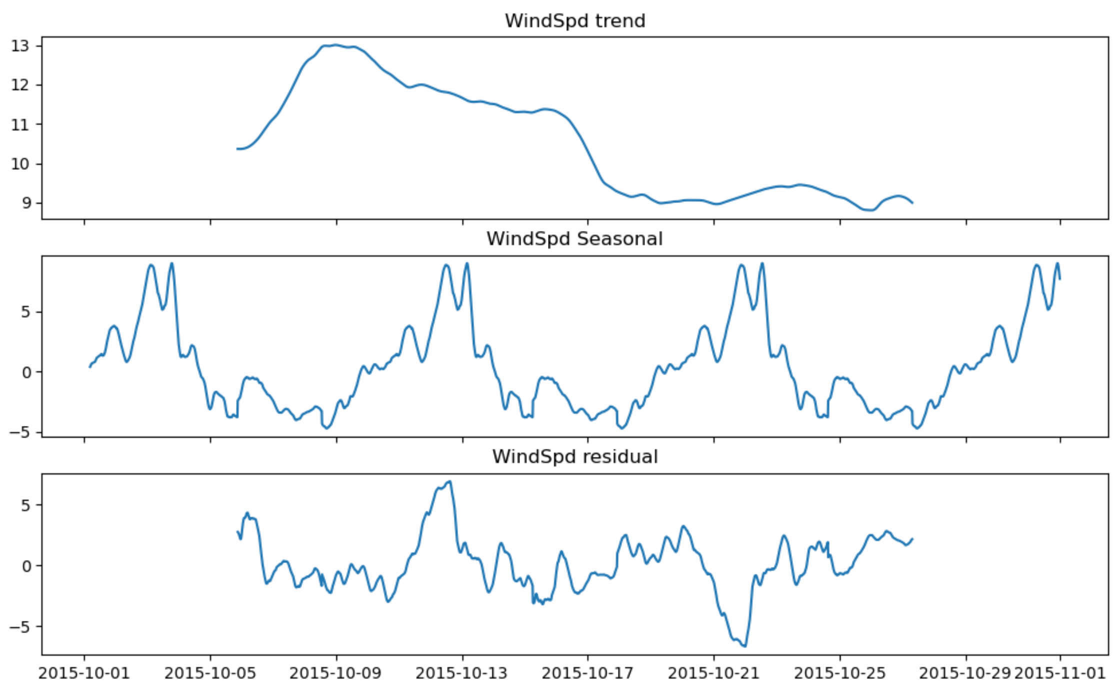
```
plt.subplot(3,1,2)
plt.plot(Date[19:], GridPower_seasonal)
plt.gca().set(title="GridPower Seasonal")

plt.subplot(3,1,3)
plt.plot(Date[19:], GridPower_res)
plt.gca().set(title="GridPower residual")
plt.show()
```



同理，可以作出 WindSpd 的季节性分解

```
[ ]: ## Decompose Time Series
WindSpd_ma = np.array(data_df.WindSpd_ma[19:])
WindSpd_todecompose = pd.DataFrame(WindSpd_ma,index=Date[19:])
WindSpd_dec = seasonal_decompose(WindSpd_todecompose,period=60*15)
WindSpd_trend = WindSpd_dec.trend
WindSpd_seasonal = WindSpd_dec.seasonal
WindSpd_res = WindSpd_dec.resid

plt.subplots(3,1,figsize=(12,7),sharex=True)
```

```
plt.subplot(3,1,1)
plt.plot(Date[19:], WindSpd_trend)
plt.gca().set(title="WindSpd trend")

plt.subplot(3,1,2)
plt.plot(Date[19:], WindSpd_seasonal)
plt.gca().set(title="WindSpd Seasonal")

plt.subplot(3,1,3)
plt.plot(Date[19:], WindSpd_res)
plt.gca().set(title="WindSpd residual")
plt.show()
```



从以上分解得到的图像可以得到，二者具有相似的 Seasonal 的类型，说明了整体而言二者具有较为相似的特征，利用一组数据作预测是有相似性的基础。

但是实际上可以看出，做完后 Trend 项无明显的特征，而 residual 相对于其它 component 的大小均显著，因此实际上两组数据的季节性特征并不明显，可以说其季节性特征是较为不明显的。

1.4 规范化格式化存储

综合以上分析可以看出，实际上在经过分析后得到的信息并不多，相对而言，对后续分析较为有用的是填补后的数据、平滑后的数据、以及线性回归所得到的数据。因此将这些对后续分析有用的数据进行格式化存储到 csv 文件中。

首先将线性回归得到的模型进行预测并存储。

[ ]:
```
GridPower_predict = np.zeros(len(data_df.GridPower))
for i in range(len(data_df.GridPower)):
    if data_df.WindSpd[i] <= 16.5:
        GridPower_predict[i] = beta1[0]+beta1[1]*data_df.WindSpd[i]
    else:
        GridPower_predict[i] = beta2[0]+beta2[1]*data_df.WindSpd[i]

data_df["GridPower_predict"] = GridPower_predict
```

接下来对数据进行格式化存储。由于数据量较小，因此直接储存在对应目录下为 csv 文件，也方便其它软件对其进行读写。

[ ]:
```
data_df.to_csv("data.csv")
```