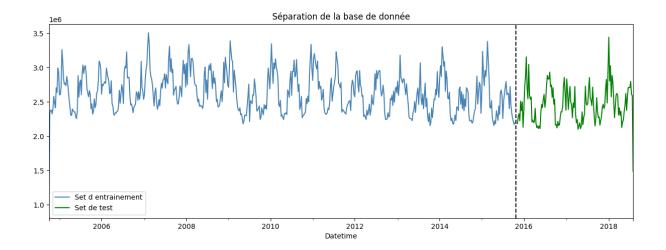
Modèles Statistiques pour la prévision de consommation éléctrique

```
In [5]: #importation des librairies nécéssaires
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
from sklearn.metrics import mean_squared_error, mean_absolute_error
import matplotlib.pyplot as plt

dataset = pd.read_csv('AEP_hourly.csv')
dataset = dataset.set_index('Datetime')
dataset.index = pd.to_datetime(dataset.index)
```

Regroupements des données par jours, semaines, mois et années

```
In [20]: # Groupes pour le resampling
         daily groups = dataset.resample('D')
         weekly groups = dataset.resample('W')
         monthly groups = dataset.resample('M')
         yearly groups = dataset.resample('Y')
         # Jeux de données resamplés
         daily data = daily groups.sum()
         weekly data = weekly groups.sum()
         monthly data = monthly groups.sum()
         yearly data = yearly groups.sum()
In [21]: # split train et test
         nb lines w = weekly data.shape[0]
         train w = weekly data.iloc[:int(nb lines w*0.8)]
         test w = weekly data.iloc[int(nb lines w*0.8)+1:]
In [22]: #plot du split
         fig, ax = plt.subplots(figsize=(15, 5))
         train_w.plot(ax=ax, label='Training Set', title='Séparation de la base de do
         test w.plot(ax=ax, label='Test Set',color='green')
         ax.axvline('25-10-2015', color='black', ls='--')
         ax.legend(['Set d entrainement','Set de test'])
         plt.show()
        /home/eloik/.local/lib/python3.8/site-packages/matplotlib/axis.py:1506: UserW
        arning: Parsing '25-10-2015' in DD/MM/YYYY format. Provide format or specify
        infer datetime format=True for consistent parsing.
          ret = self.converter.convert(x, self.units, self)
        /home/eloik/.local/lib/python3.8/site-packages/pandas/plotting/ matplotlib/co
        nverter.py:235: UserWarning: Parsing '25-10-2015' in DD/MM/YYYY format. Provi
        de format or specify infer datetime format=True for consistent parsing.
          values = PeriodConverter. convert 1d(values, units, axis)
```



Nous travaillons sur la consommation par jour:

Les prédictions seront la moyenne des années précédentes

```
In [9]: #numérote les jours de 1 à 7 et de 1 à 365
          daily data["day of week"] = daily data.index.isocalendar().day
          daily data["day of year"] = daily data.index.strftime("%j")
In [10]:
          daily data
Out[10]:
                      AEP_MW day_of_week day_of_year
            Datetime
          2004-10-01
                      328544.0
                                          5
                                                     275
          2004-10-02
                      311997.0
                                          6
                                                     276
          2004-10-03
                      293450.0
                                          7
                                                     277
          2004-10-04
                      343417.0
                                                     278
                                          1
          2004-10-05
                      346553.0
                                          2
                                                     279
          2018-07-30
                      368834.0
                                                     211
                                          1
          2018-07-31
                      364327.0
                                          2
                                                     212
          2018-08-01
                                          3
                                                     213
                      363628.0
          2018-08-02
                      376504.0
                                                     214
          2018-08-03
                       14809.0
                                          5
                                                     215
         5055 rows × 3 columns
```

```
In [11]: #split train et test
   nb_lines = daily_data.shape[0]
   train = daily_data.iloc[:int(nb_lines*0.8)]
   test = daily_data.iloc[int(nb_lines*0.8)+1:]
```

```
In [12]: #moyenne de la consommation des années précédentes
    train_model = train.groupby(by=["day_of_year"]).mean()
    train_model = train_model.rename(columns={"AEP_MW":"prediction"})

In [13]: #renvoie les prédictions dans une colonne
    def predict(df,model):
        return df.merge(model, on ="day_of_year",how="left")
    test_predictions_day = predict(test,train_model)

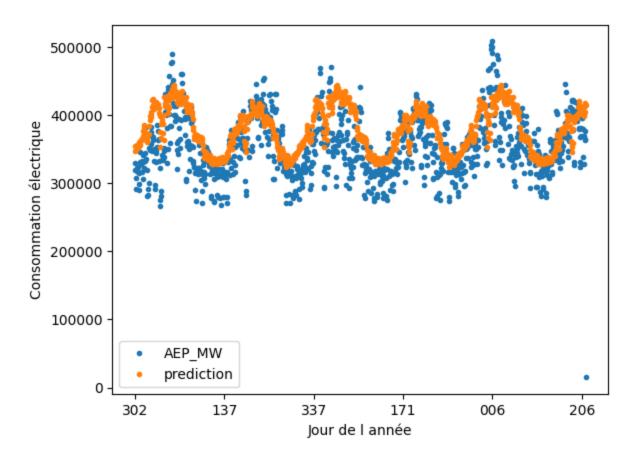
In [14]: #affichage de la collonne des prédictions
    test_predictions_day
```

Out[14]:		AEP_MW	day_of_week_x	day_of_year	prediction	day_of_week_y
	0	319717.0	4	302	347580.090909	4.272727
	1	329503.0	5	303	353971.818182	4.0
	2	306814.0	6	304	352098.727273	3.727273
	3	291351.0	7	305	348057.545455	4.090909
	4	318224.0	1	306	356095.545455	3.818182
	1005	368834.0	1	211	398409.000000	4.272727
	1006	364327.0	2	212	404955.818182	4.0
	1007	363628.0	3	213	413103.363636	3.727273
	1008	376504.0	4	214	416967.818182	4.090909
	1009	14809.0	5	215	414063.727273	3.818182

1010 rows × 5 columns

```
In [15]: # plot des prédictions
test_predictions_day.plot(x='day_of_year', y=['AEP_MW','prediction'],marker=
```

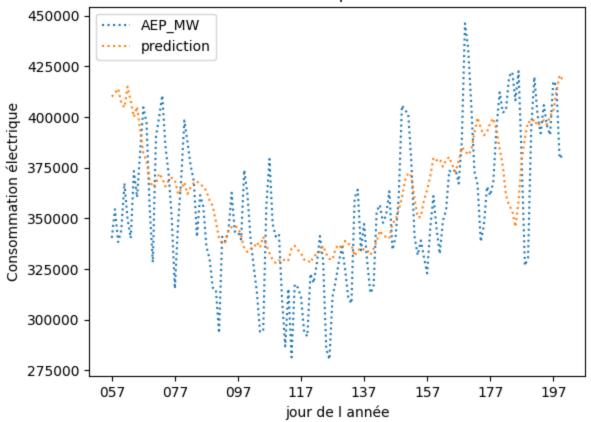
Out[15]: <AxesSubplot:xlabel='Jour de l année', ylabel='Consommation électrique'>



In [16]: # plot de 6 mois
test_predictions_day.loc[(test_predictions_day.index> 850) & (test_predictions_day.index)

Out[16]: <AxesSubplot:title={'center':'6 mois de prévisions'}, xlabel='jour de l ann ée', ylabel='Consommation électrique'>

6 mois de prévisions



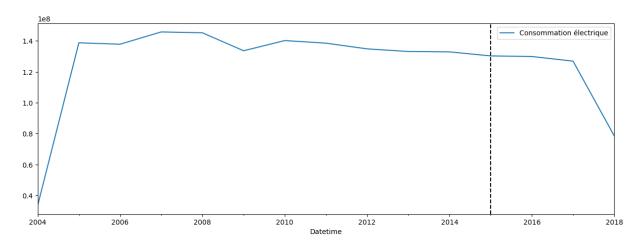
Remarquons que notre modèla à tendance à sur estimier la consommation électrique. Nous l'expliquons par son apprentissage sur les 10 dernières années: en effet sur la courbe en dessous il est clair que la consommation electrique a diminué de façon affine. Ainsi notre modèle a appris sur des années avec une plus grande consommation. C'est donc cohérent que ses prédictions soit plus haute que les valeurs réelles.

```
In [17]: fig, ax = plt.subplots(figsize=(15, 5))
    yearly_data.plot(ax=ax, label='Training Set' )
    ax.axvline('25-10-2015', color='black', ls='--')
    ax.legend(['Consommation électrique'])
    plt.show()
```

/home/eloik/.local/lib/python3.8/site-packages/matplotlib/axis.py:1506: UserW arning: Parsing '25-10-2015' in DD/MM/YYYY format. Provide format or specify infer_datetime_format=True for consistent parsing.

ret = self.converter.convert(x, self.units, self)
/home/eloik/.local/lib/python3.8/site-packages/pandas/plotting/_matplotlib/converter.py:235: UserWarning: Parsing '25-10-2015' in DD/MM/YYYY format. Provide format or specify infer_datetime_format=True for consistent parsing.

values = PeriodConverter. convert 1d(values, units, axis)



In [18]: #evaluation des prédictions
print("RMSE %s" %mean_squared_error(test_predictions_day["AEP_MW"],test_prediction

RMSE 45819.38893986183 MSE 36082.749579958

In [19]: daily_data.describe()

Out[19]:		AEP_MW	day_of_week
	count	5055.000000	5055.000000
	mean	371844.218991	4.000198
	std	47605.308633	2.000049
	min	14809.000000	1.000000
	0=0/	007005 500000	0.00000

std	47605.308633	2.000049
min	14809.000000	1.000000
25%	337265.500000	2.000000
50%	366539.000000	4.000000
75%	403198.500000	6.000000
max	548349.000000	7.000000

Ainsi notre modèle se trompe en moyenne de 45 819 MW par jour, par rapport à une consommation electrique moyenne par jour de 371 844 MW . (Soit une erreur de 14%)