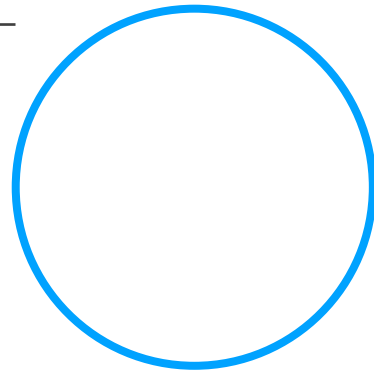


Prédiction de la demande en électricité

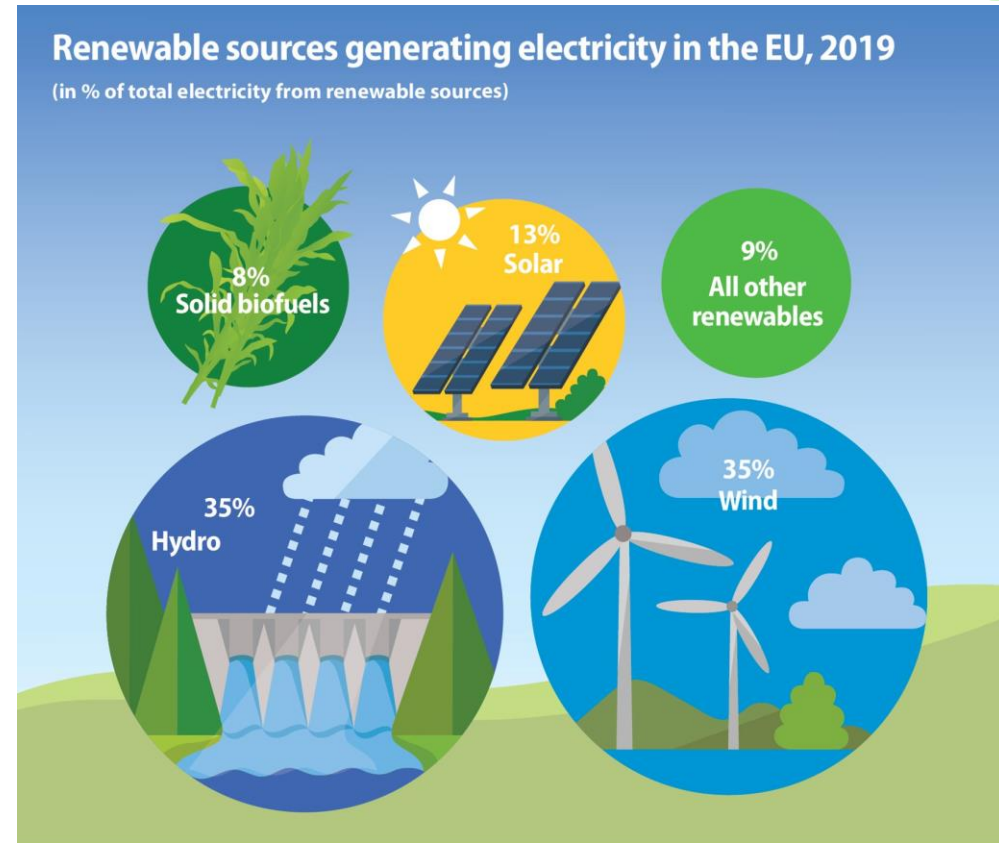
MAXIMEBCH – DATA ANALYST

ENERCOOP



INTRODUCTION

- Enercoop est un fournisseur d'électricité spécialisé dans les énergies renouvelables.
- Ces sources d'énergies sont généralement intermittentes, leur disponibilité varie fortement sans possibilité de contrôle.
- De même, la consommation d'électricité n'est pas la même tout au long d'une année car la météo change.
- **Mission** : Prédire la demande d'électricité
- **Méthode** :
 - Corriger la consommation de l'effet des températures
 - Corriger la consommation de l'effet des saisonnalités
 - Prédiction de la consommation



ec.europa.eu/eurostat



Sommaire

- 1 – EXPLORATION DES DONNÉES
- 2 – ANALYSE DES DONNÉES
- 3 – MODÈLE DE PRÉDICTION
- 4 – CONCLUSION



1 - DESCRIPTION DES DONNÉES



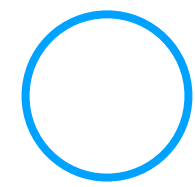
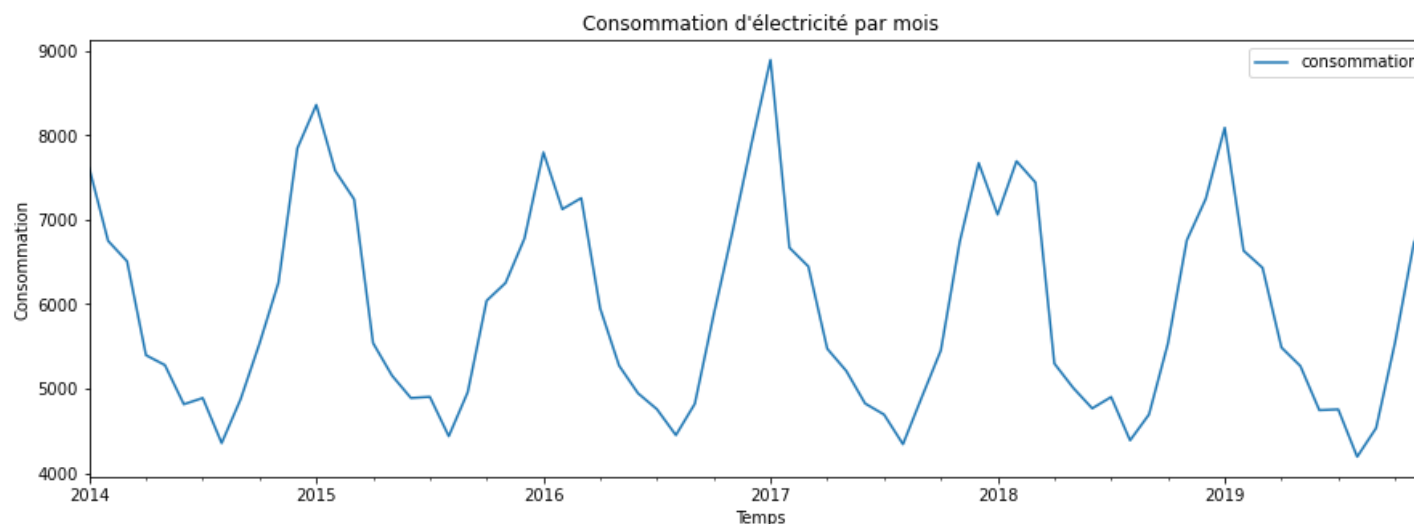
1 – DESCRIPTION DES DONNÉES

FICHIERS SOURCE



1) Données de la consommation d'électricité (source : RTE)

- Contient de nombreuses données sur les différents types de production, de consommation et d'exportation de l'électricité.
- Seule la variable de consommation d'électricité totale est conservée, et l'Île-de-France comme territoire.
- Les données couvrent tous les mois de 2014 à 2019.

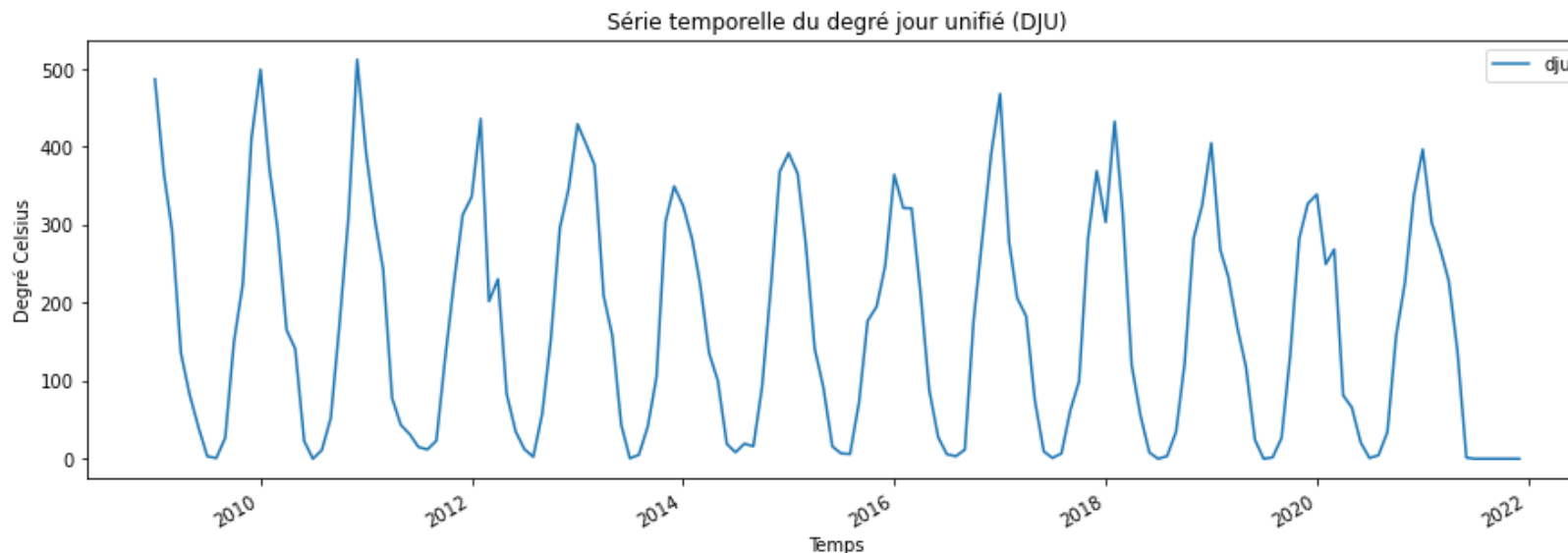


1 – DESCRIPTION DES DONNÉES

FICHIERS SOURCE

2) Degré jour unifié (source : Cegibat)

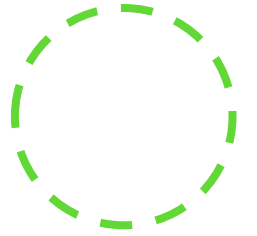
- Le DJU est la différence entre la température extérieure et une température de référence (18°C) qui permet de réaliser des estimations de consommations d'énergie thermique pour maintenir un bâtiment confortable en fonction de la météo.
- Données de la station météo Paris-Montsouris.



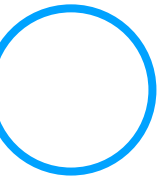
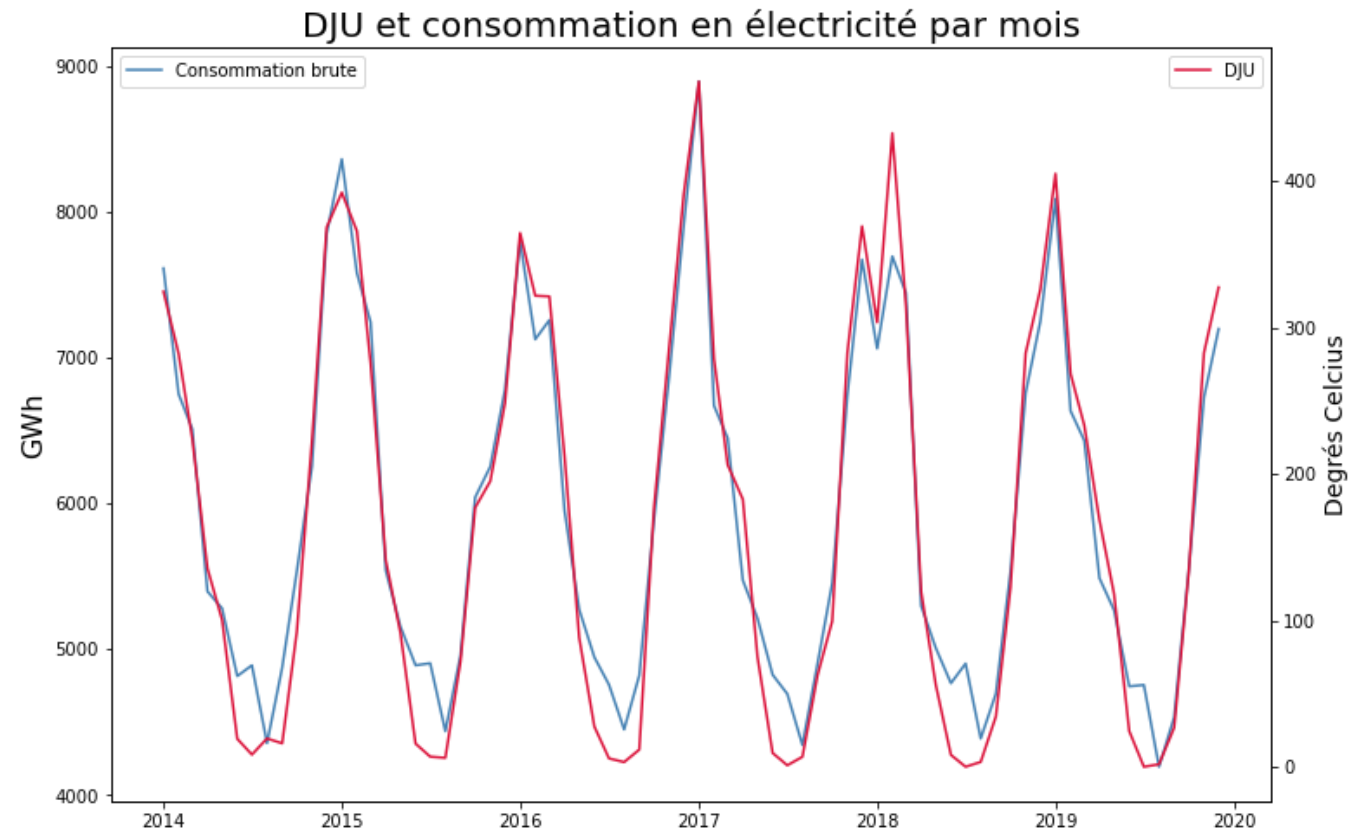


1 – DESCRIPTION DES DONNÉES

DATAFRAME PRINCIPAL



3) Fusion des deux bases de données

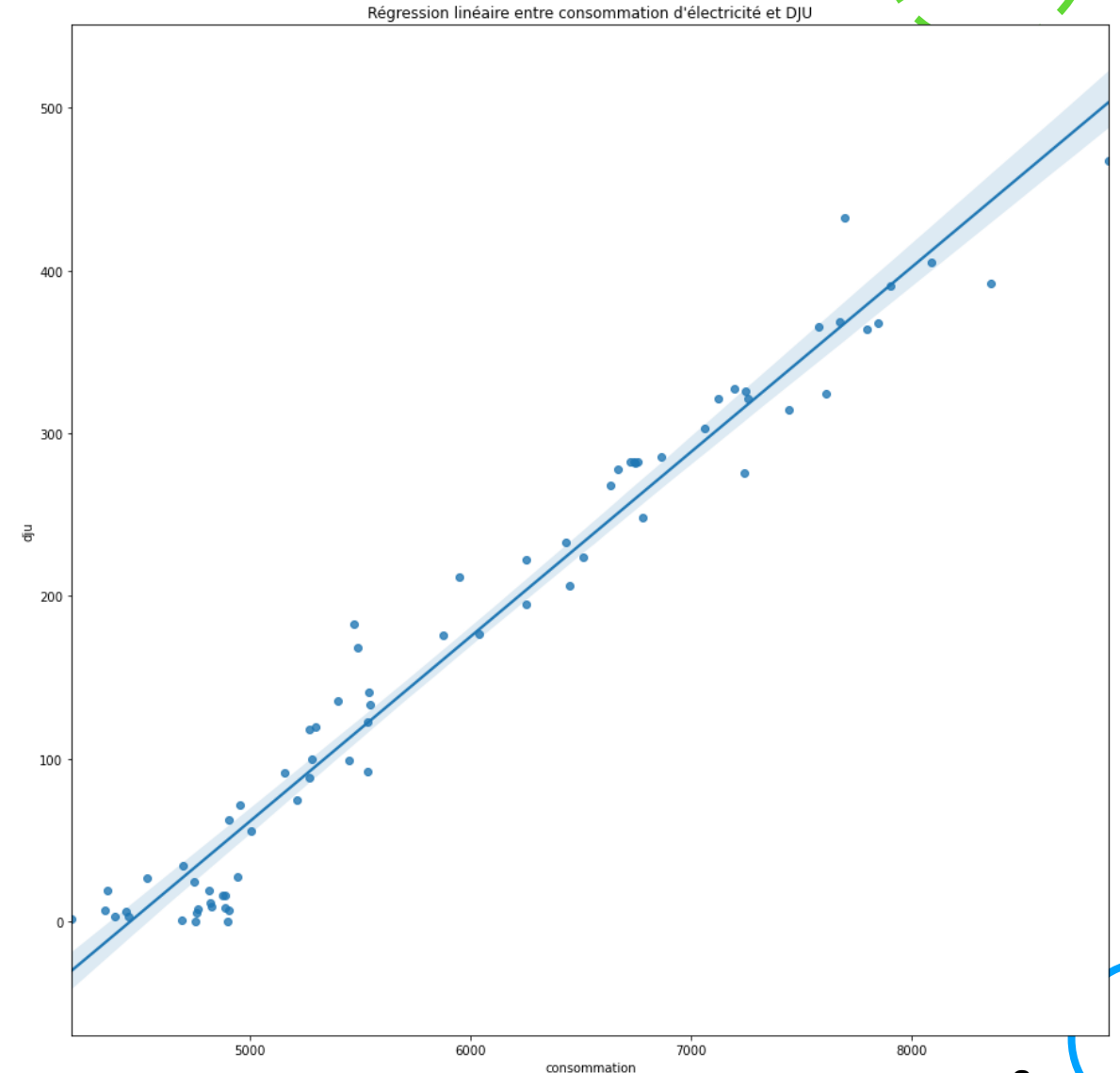


2 – ANALYSE DES DONNÉES

RÉGRESSION LINÉAIRE

Régression linéaire entre consommation et DJU :

- Les deux variables ont des distributions normales (test de Shapiro).
- R-Carré de 0,94 % : forte corrélation entre consommation électrique et DJU.

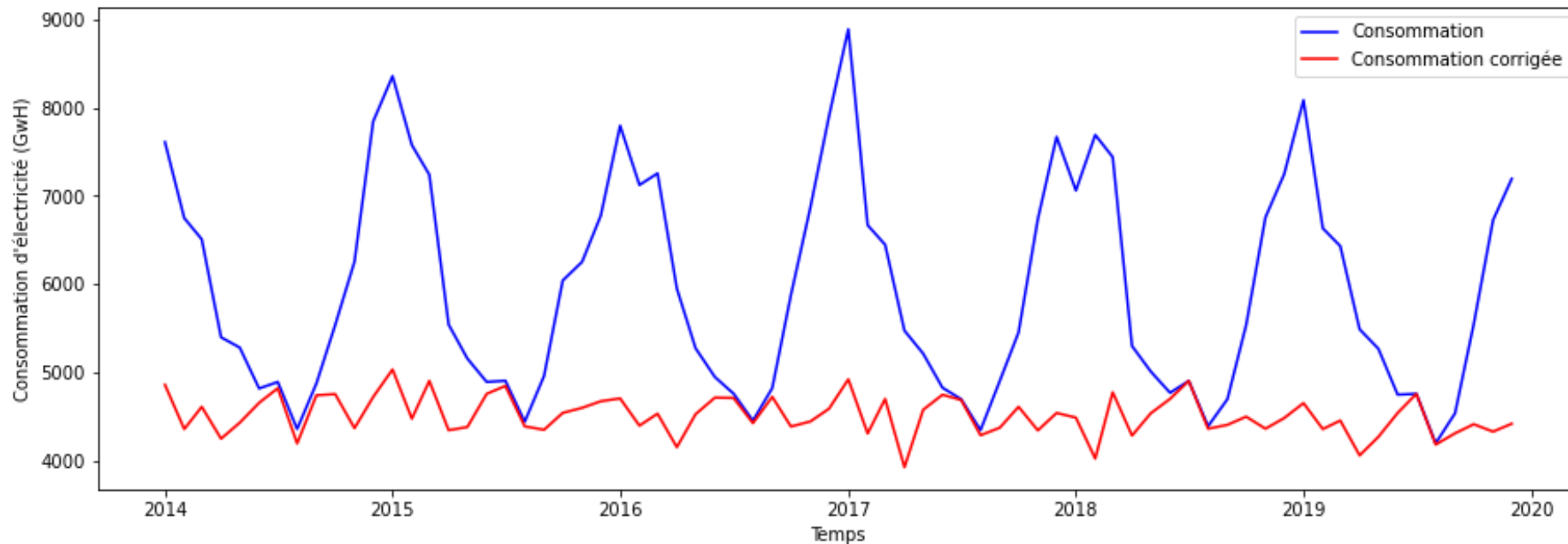


2 – ANALYSE DES DONNÉES

CORRECTION DE L'EFFET DES TEMPÉRATURES

Consommation d'électricité corrigée de l'effet des températures :

- Création d'une variable « consommation corrigée » à l'aide des paramètres régression linéaire.



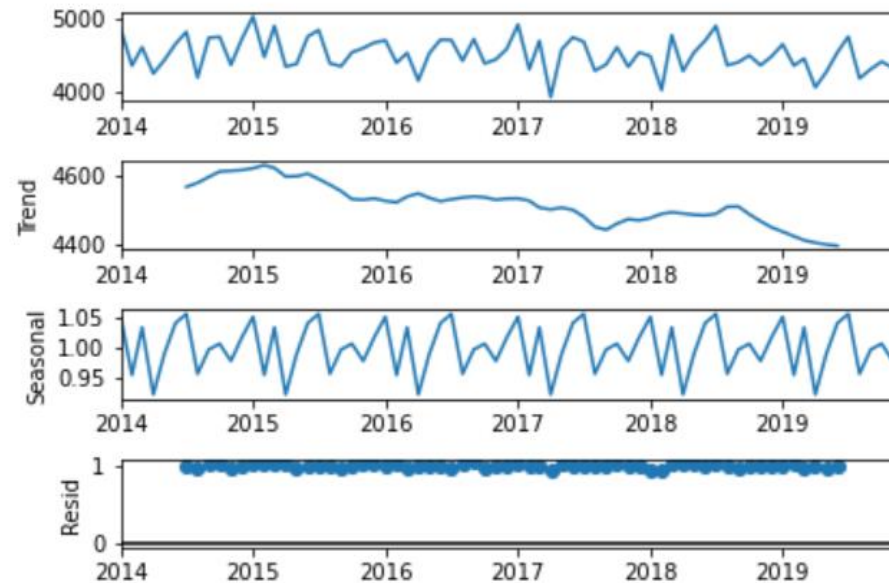
2 – ANALYSE DES DONNÉES

DÉSAISONNALISATION DE LA CONSOMMATION

La série chronologique est décomposée, c'est-à-dire qu'elle est répartie en composantes (des saisonnalités) :

- *Trend* : la tendance, ici elle est légèrement décroissante
- *Seasonal* : ce sont les composantes
- *Resid* : les résidus, ce sont les données qui ne sont pas expliquées par le modèle

```
1 df_decomp = df[['consommation corrigée']]
2 decomp_x = seasonal_decompose(df_decomp, model='multiplicative', period=12)
3 decomp_x.plot()
4 plt.show()
```

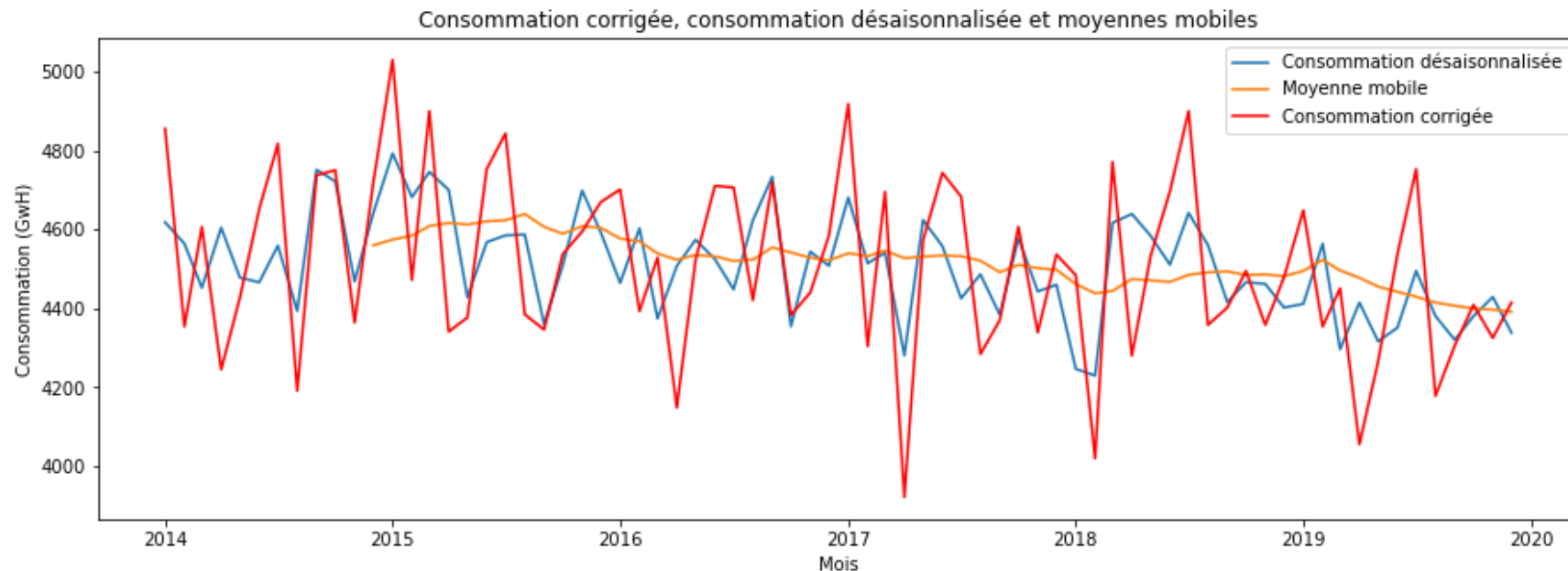


2 – ANALYSE DES DONNÉES

DÉSAISONNALISATION DE LA CONSOMMATION

Désaisonnalisation grâce aux moyennes mobiles :

- Objectif : trouver qui laisse la tendance invariante, qui absorbe la saisonnalité et qui réduit le résidu.
- A partir de la consommation corrigée, on peut calculer la saisonnalité et, donc, la consommation désaisonnalisée : $\text{consommation corrigée} - \text{saisonnalités} = \text{consommation désaisonnalisée}$.
- Les moyennes mobiles sont calculées à partir de la consommation désaisonnalisée

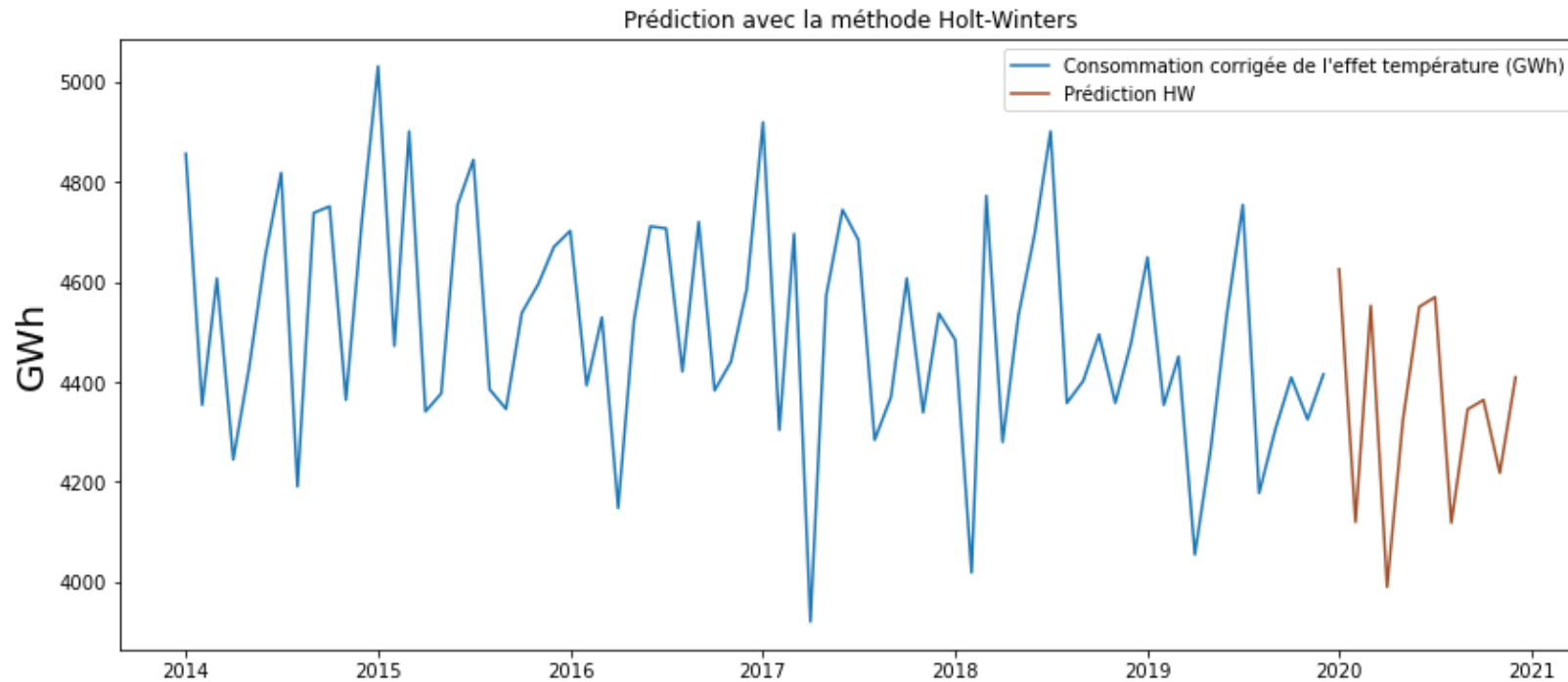


3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE DE HOLT-WINTERS (LISSAGE EXPONENTIEL)

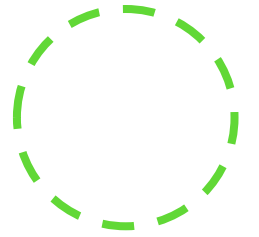
Méthode Holt-Winters :

- Cette méthode permet de prendre en compte la tendance linéaire et les saisonnalités.



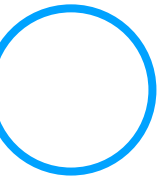
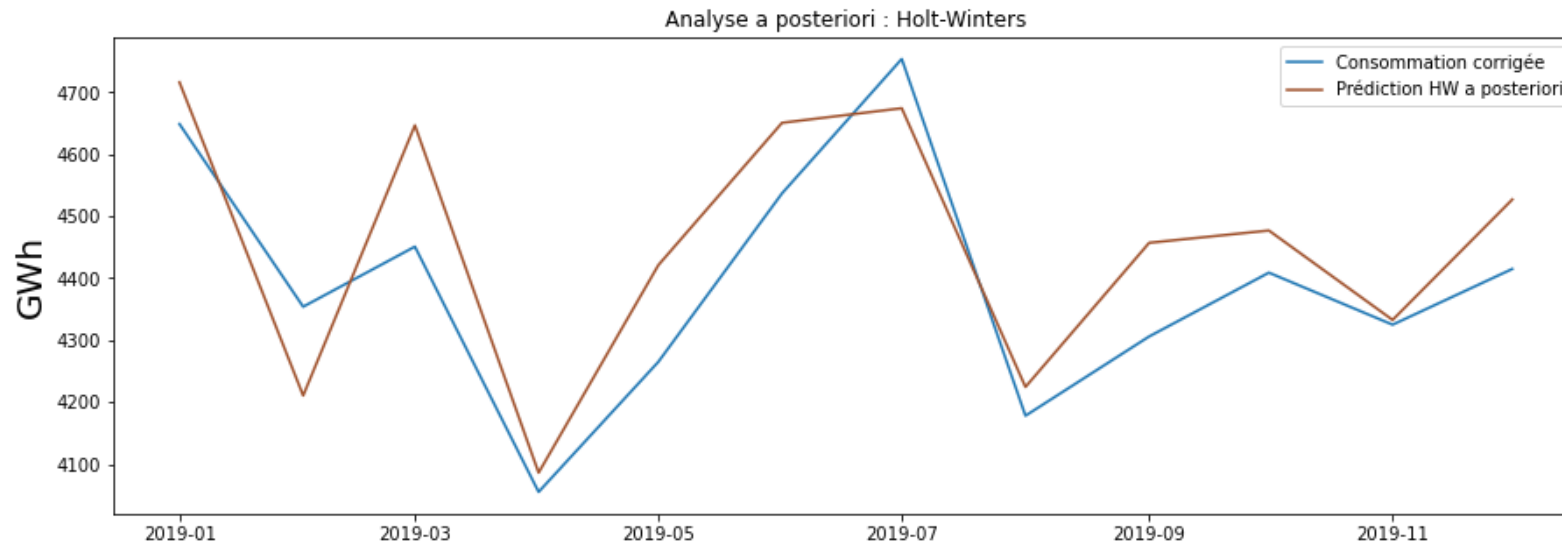
3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE DE HOLT-WINTERS (LISSAGE EXPONENTIEL)



Analyse a posteriori de la méthode Holt-Winters :

- On prédit la consommation sur une période dont on connaît déjà les données, puis on les compare.
- La prédiction de la consommation est très proche du réel (marge d'erreur de 2,2 %).



3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA

Mise en place du modèle SARIMA :

- AR = autorégressive (prise en compte des occurrences passées)
- I = intégrée (il y a une différenciation)
- MA = utilise les erreurs de prévision passées dans un modèle de type régression grâce aux moyennes mobiles
- Recherche du meilleur modèle ARIMA : celui avec un score AIC (Akaike) le plus bas, il offre la meilleure prédiction.

Performing stepwise search to minimize aic

```
ARIMA(2,0,2)(1,1,1)[12] intercept : AIC=inf, Time=2.63 sec
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] intercept : AIC=804.687, Time=0.02 sec
ARIMA(1,0,0)(1,1,0)[12] intercept : AIC=790.755, Time=0.62 sec
ARIMA(0,0,1)(0,1,1)[12] intercept : AIC=inf, Time=0.38 sec
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12] intercept : AIC=804.526, Time=0.02 sec
ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12] intercept : AIC=805.686, Time=0.13 sec
ARIMA(1,0,0)(2,1,0)[12] intercept : AIC=787.057, Time=1.38 sec
ARIMA(1,0,0)(2,1,1)[12] intercept : AIC=inf, Time=1.67 sec
ARIMA(1,0,0)(1,1,1)[12] intercept : AIC=inf, Time=0.60 sec
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] intercept : AIC=785.089, Time=1.12 sec
ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[12] intercept : AIC=788.778, Time=0.20 sec
ARIMA(0,0,0)(2,1,1)[12] intercept : AIC=inf, Time=1.32 sec
ARIMA(0,0,0)(1,1,1)[12] intercept : AIC=inf, Time=0.48 sec
ARIMA(0,0,1)(2,1,0)[12] intercept : AIC=787.049, Time=1.45 sec
ARIMA(1,0,1)(2,1,0)[12] intercept : AIC=789.087, Time=1.63 sec
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] intercept : AIC=790.179, Time=0.31 sec
```

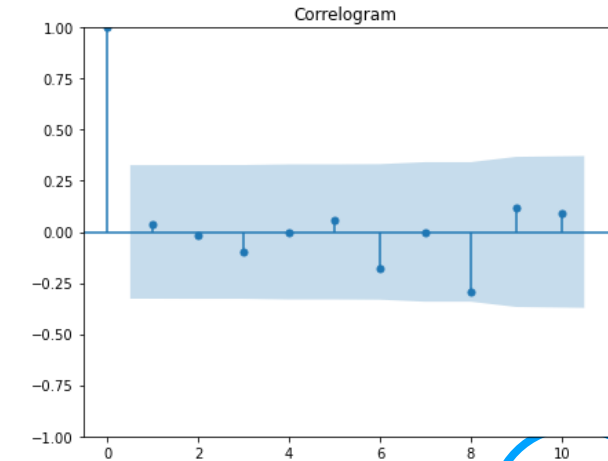
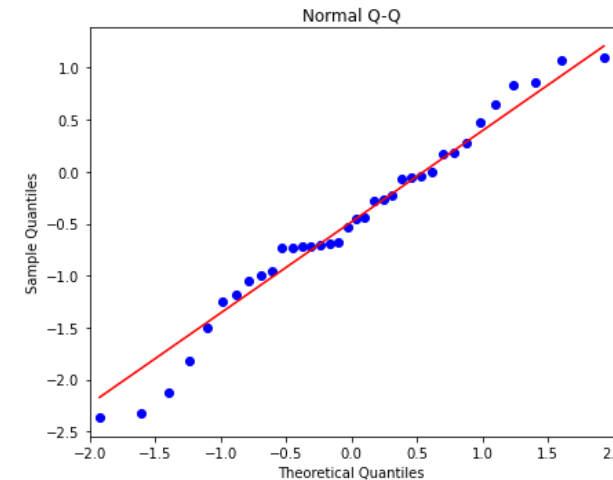
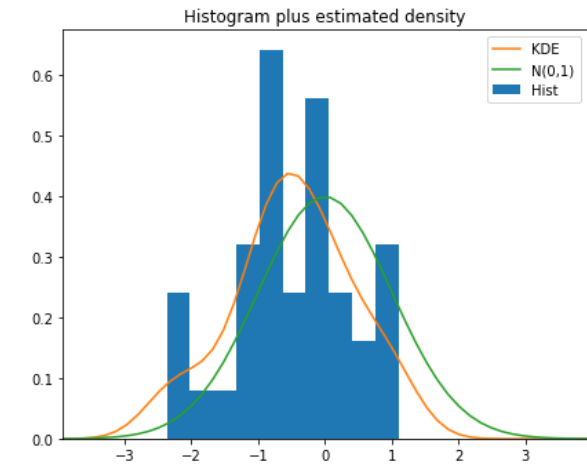
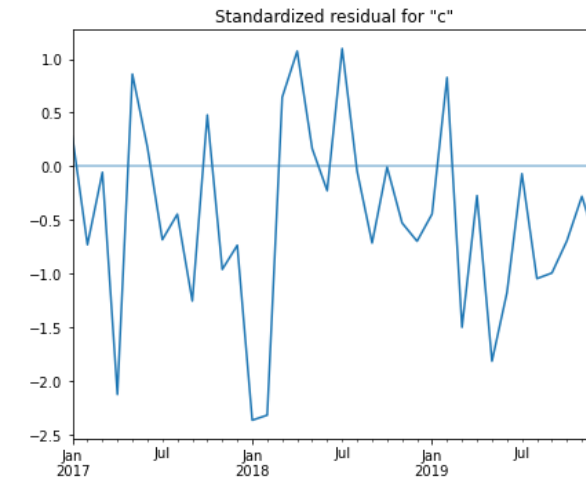
Best model: ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] intercept
Total fit time: 13.970 seconds
785.0885439601391

3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA

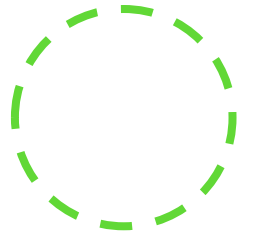
Mise en place du modèle SARIMA :

- *Correlogram* : il n'y a pas de d'autocorrélation dans les résidus
- *Normal Q-Q* : les résidus suivent une loi normale

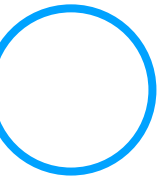
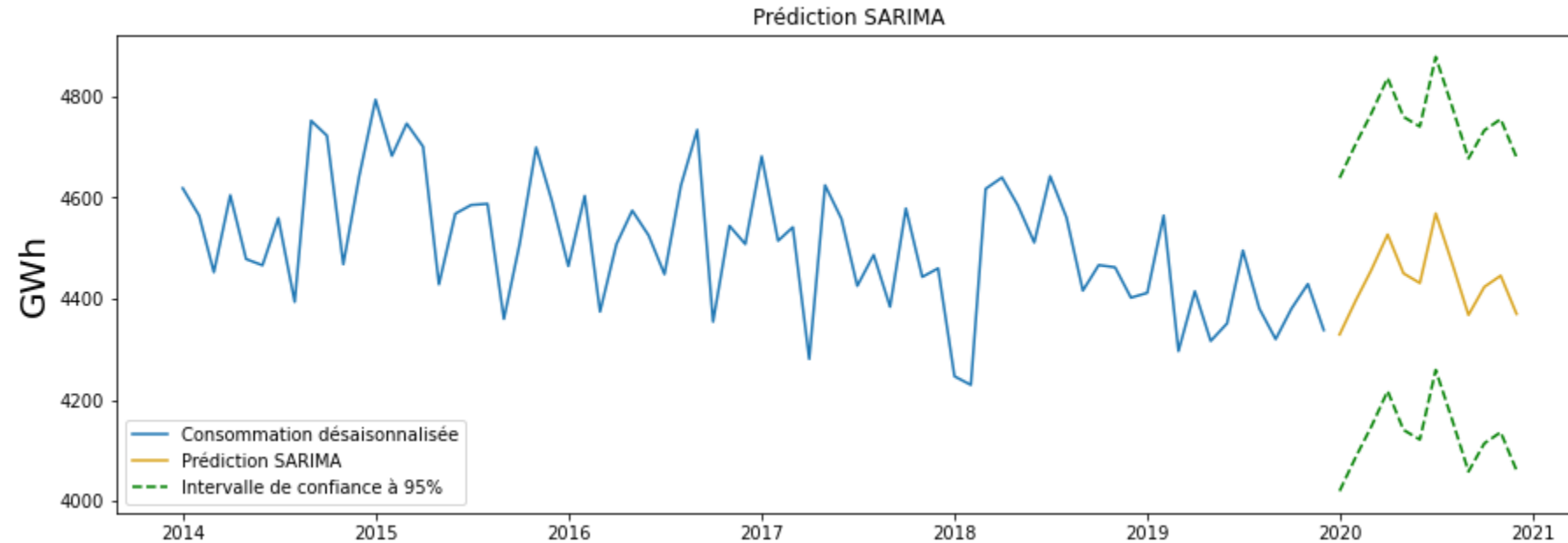


3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA

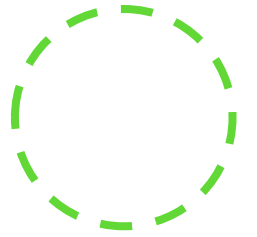


Prédiction du modèle SARIMA :

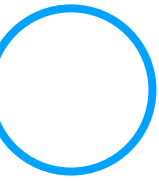
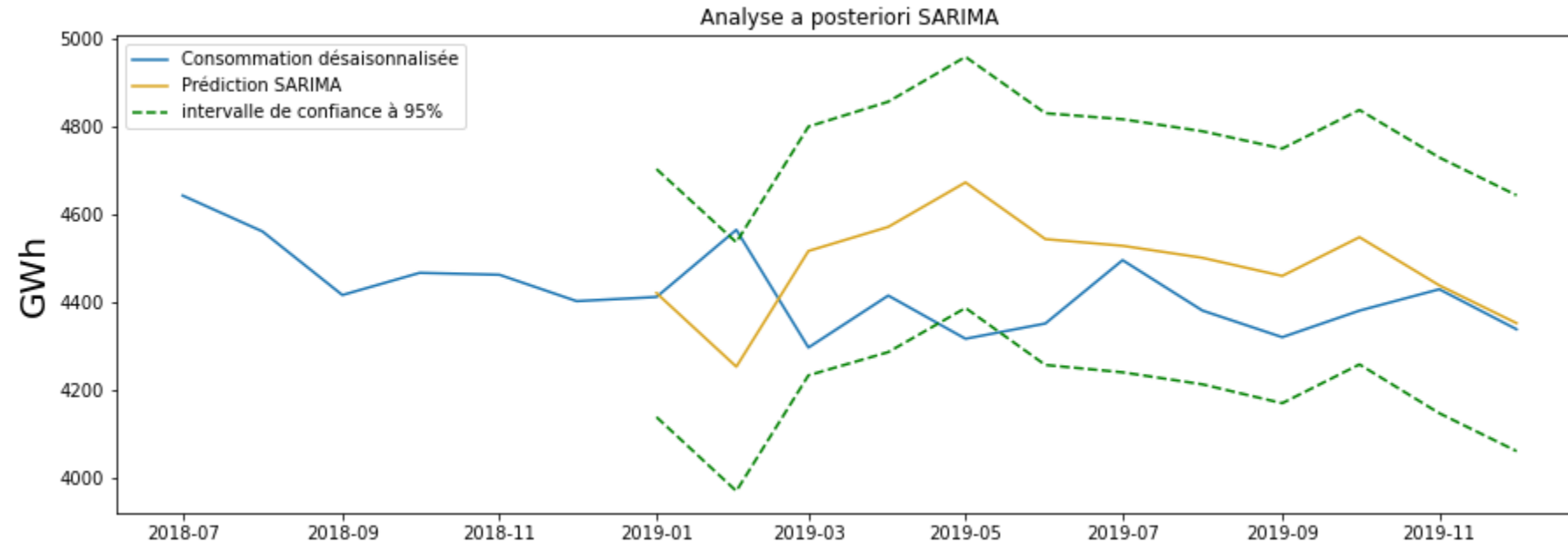


3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA



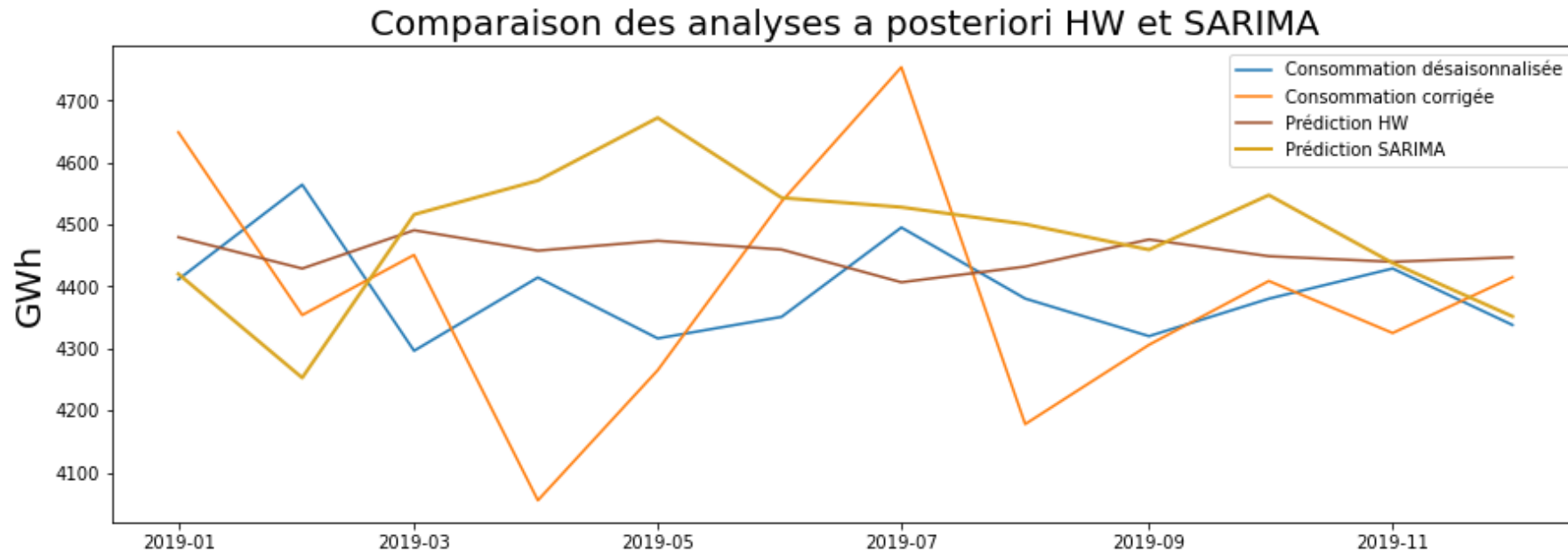
Analyse a posteriori SARIMA :



3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

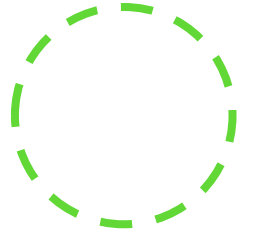
COMPARAISON DES MÉTHODES

Comparaison des méthodes de prédiction :

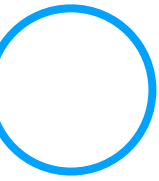
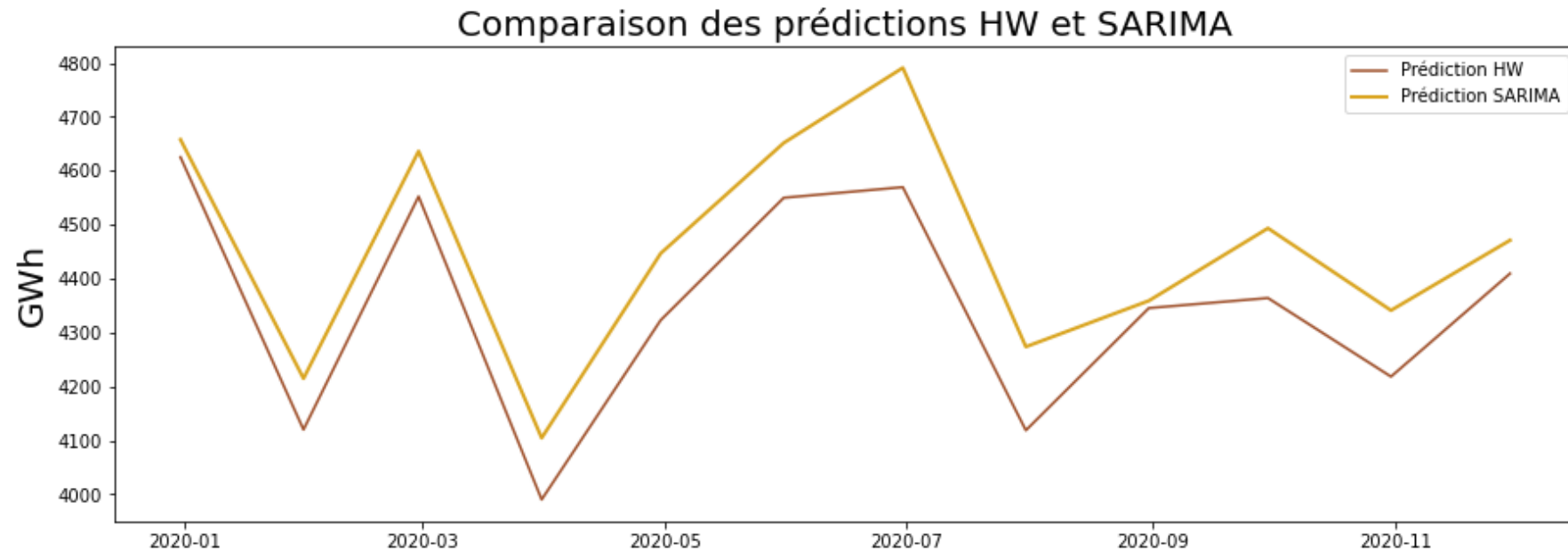


3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

COMPARAISON DES MÉTHODES



Comparaison des prédictions :






4 – CONCLUSIONS

PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ

4 modèles de prédiction :

- Régression linéaires
- Moyennes mobiles
- Méthode Holt-Winters
- Méthode SARIMA

Recommandation :

- 
- La prédiction SARIMA a un taux d'erreur légèrement supérieur (avec 3,3 % contre 2,2 %). Il convient donc de retenir la méthode Holt Winters pour prédire la consommation et adapter la production d'électricité d'Enercoop.