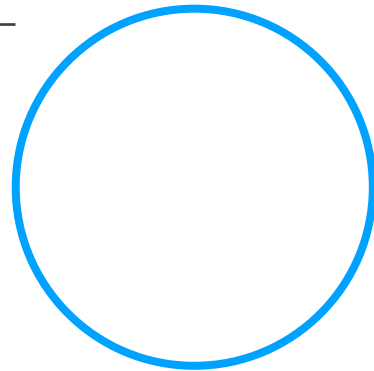




Prédiction de la demande en électricité

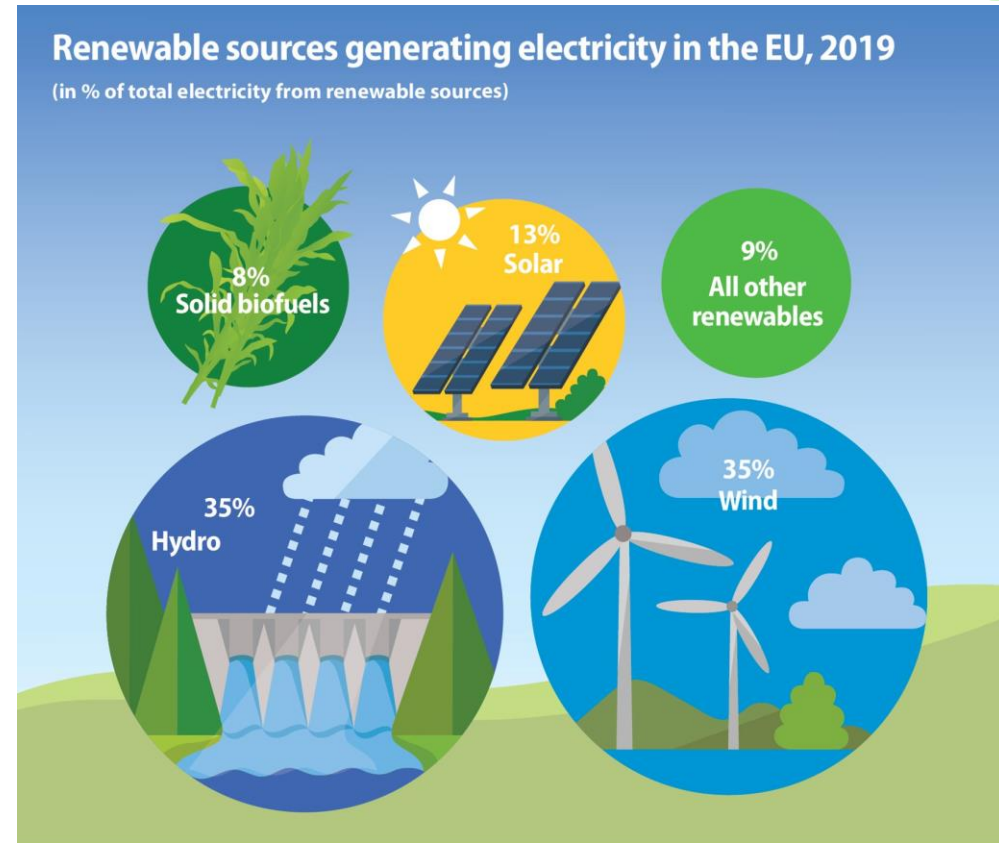
MAXIMEBCH – DATA ANALYST

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

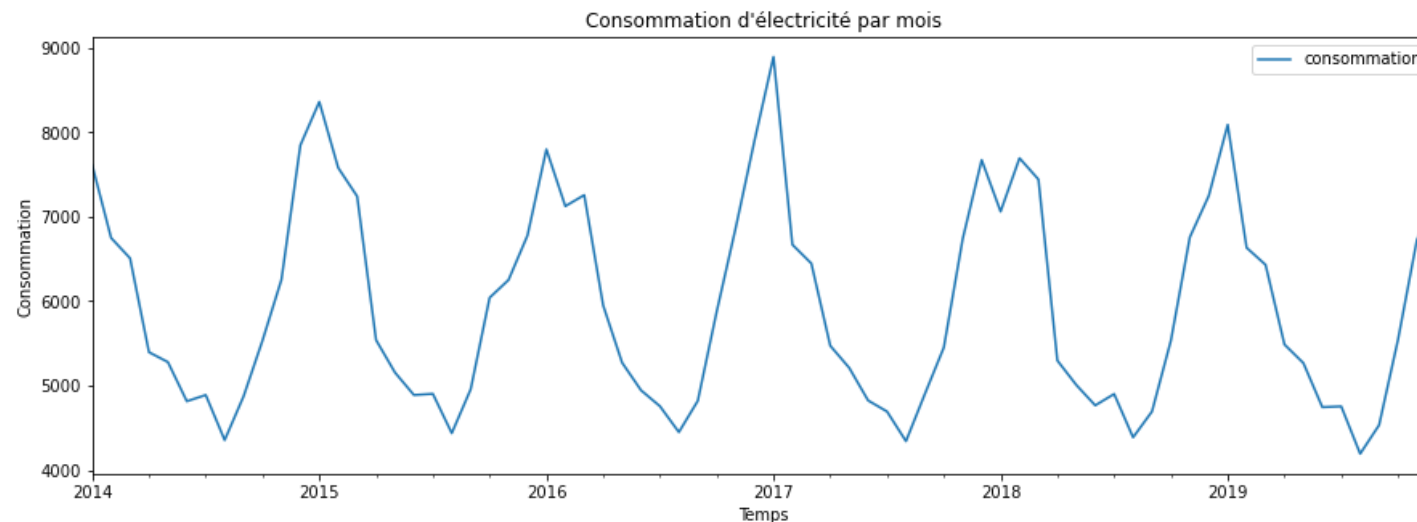
- 1 – EXPLORATION DES DONNÉES
 - 2 – ANALYSE DES DONNÉES
 - 3 – MODÈLE DE PRÉDICTION
 - 4 – CONCLUSION
- 

1 – DESCRIPTION DES DONNÉES

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.

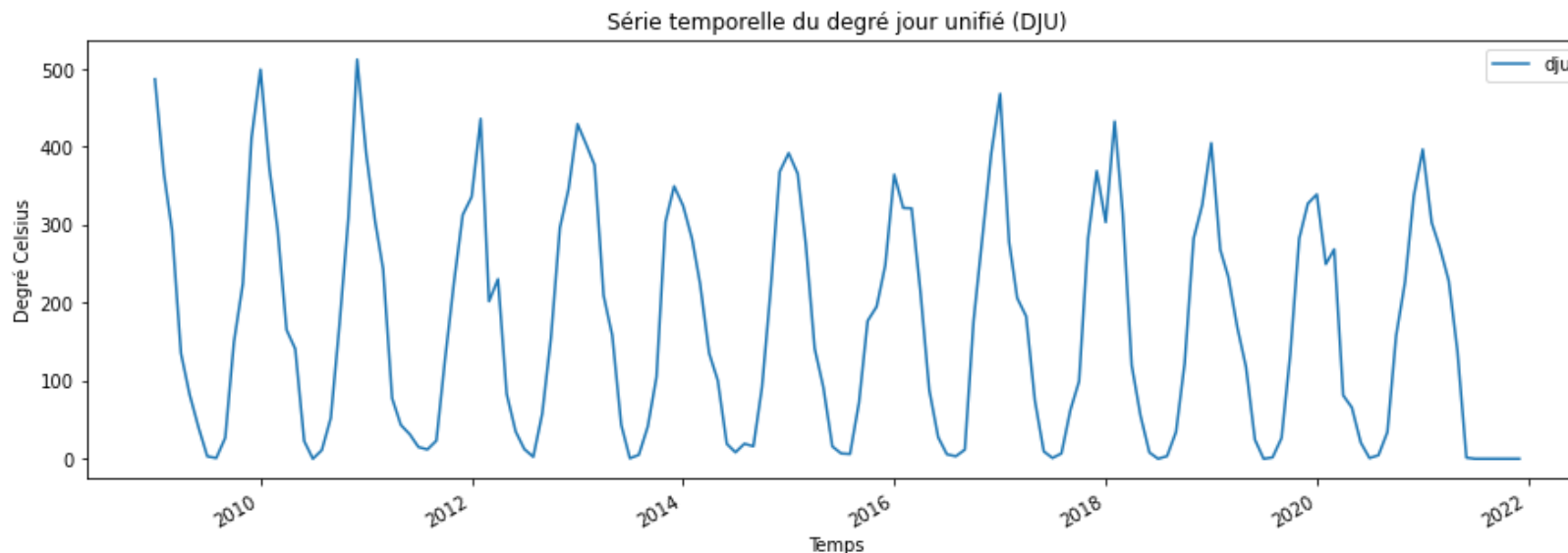


1 – DESCRIPTION DES DONNÉES

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.



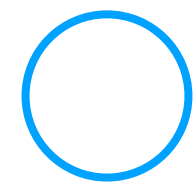
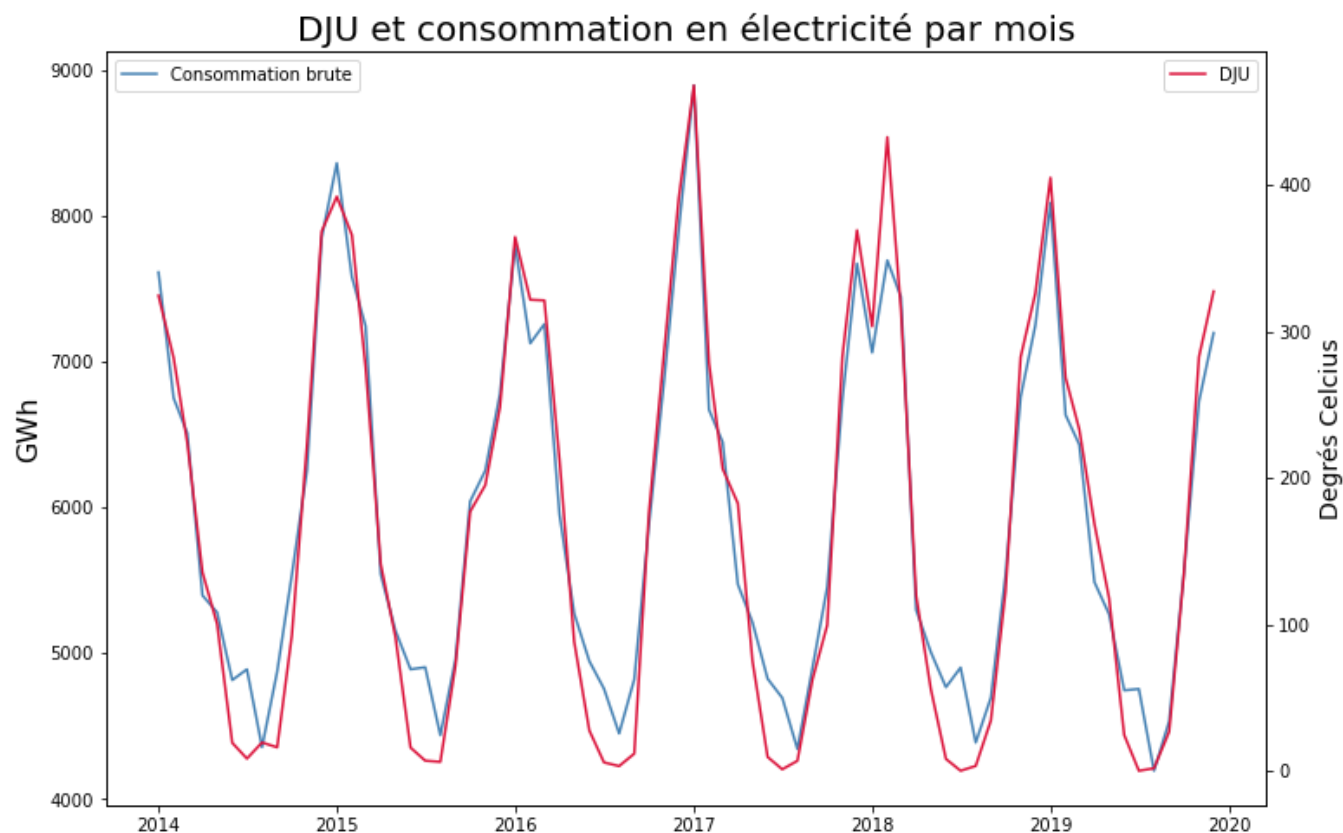


1 – DESCRIPTION DES DONNÉES

DATAFRAME PRINCIPAL



3) Fusion des deux bases de données

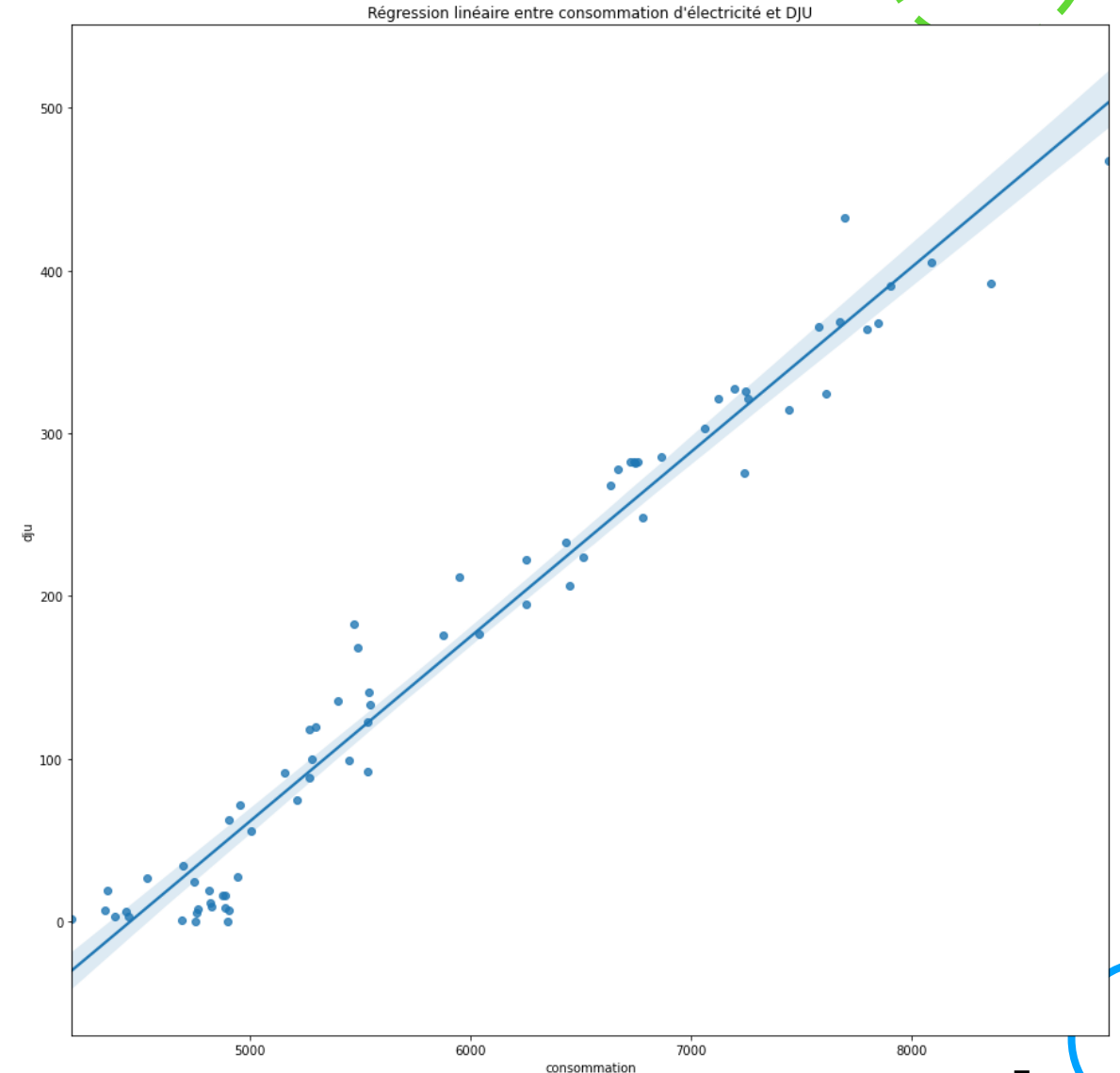


2 – ANALYSE DES DONNÉES

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.

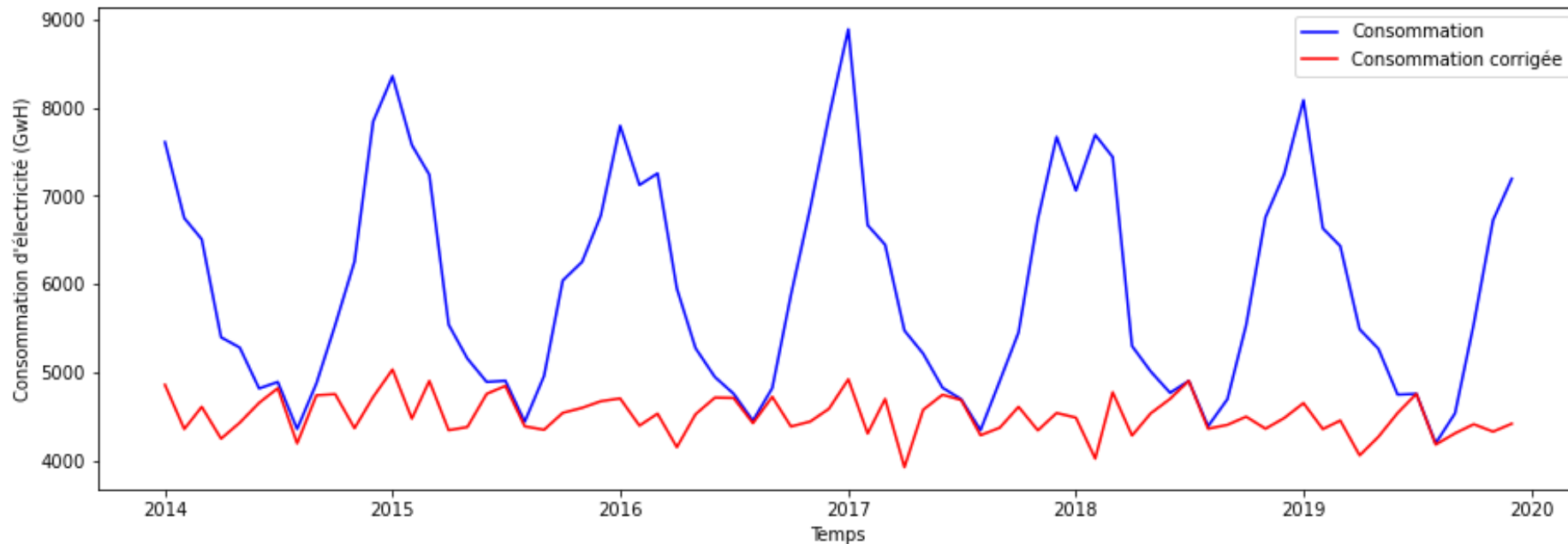


2 – ANALYSE DES DONNÉES

CORRECTION DE L'EFFET DES TEMPÉRATURES

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

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

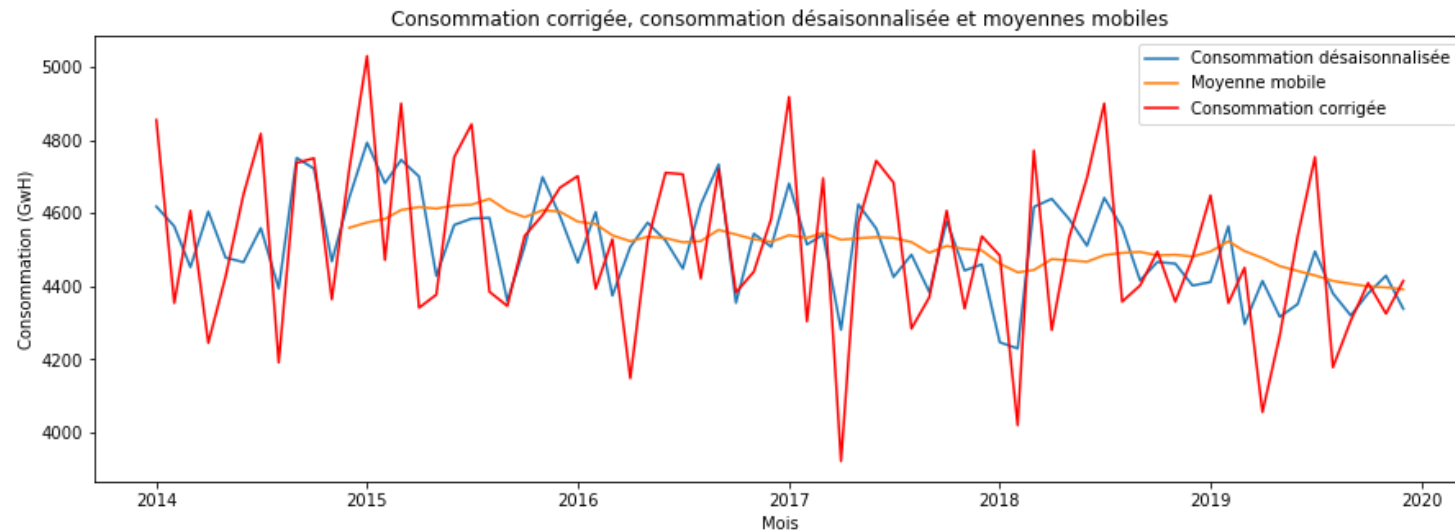


2 – ANALYSE DES DONNÉES

DÉSAISONNALISATION DE LA CONSOMMATION

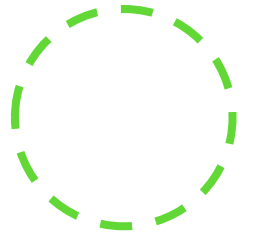
Désaisonnalisation grâce aux moyennes mobiles :

- A partir de la consommation corrigée, on peut calculer la saisonnalité et, donc, la consommation désaisonnalisée.
- Calcul des moyennes mobiles de la consommation désaisonnalisée, ce modèle permet de prédire la demande en électricité.

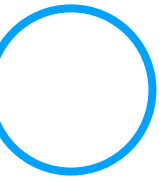
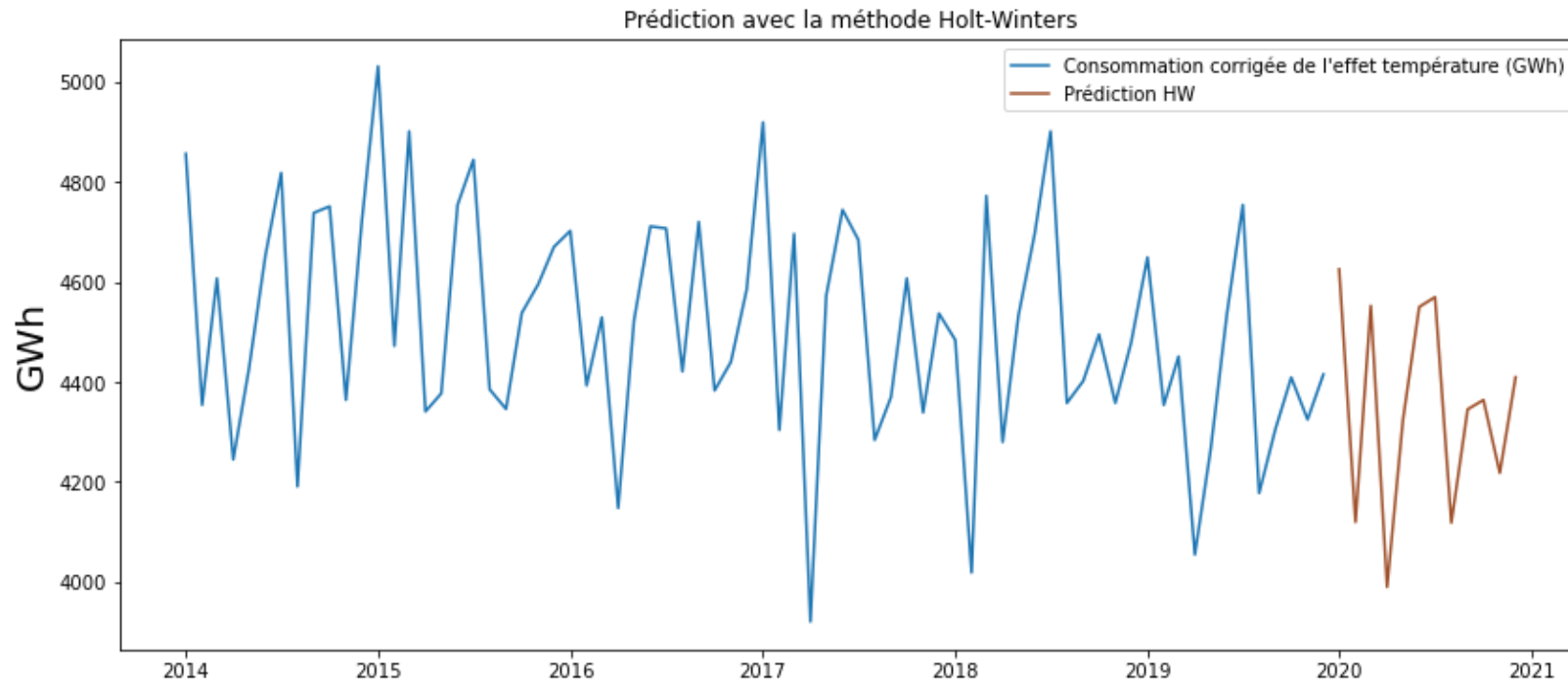


3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE DE HOLT-WINTERS (LISSAGE EXPONENTIEL)

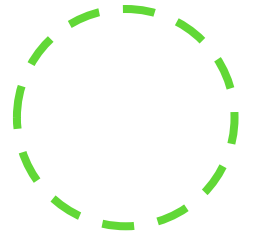


Prédiction de la consommation 2020 avec la méthode Holt-Winters :



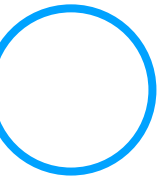
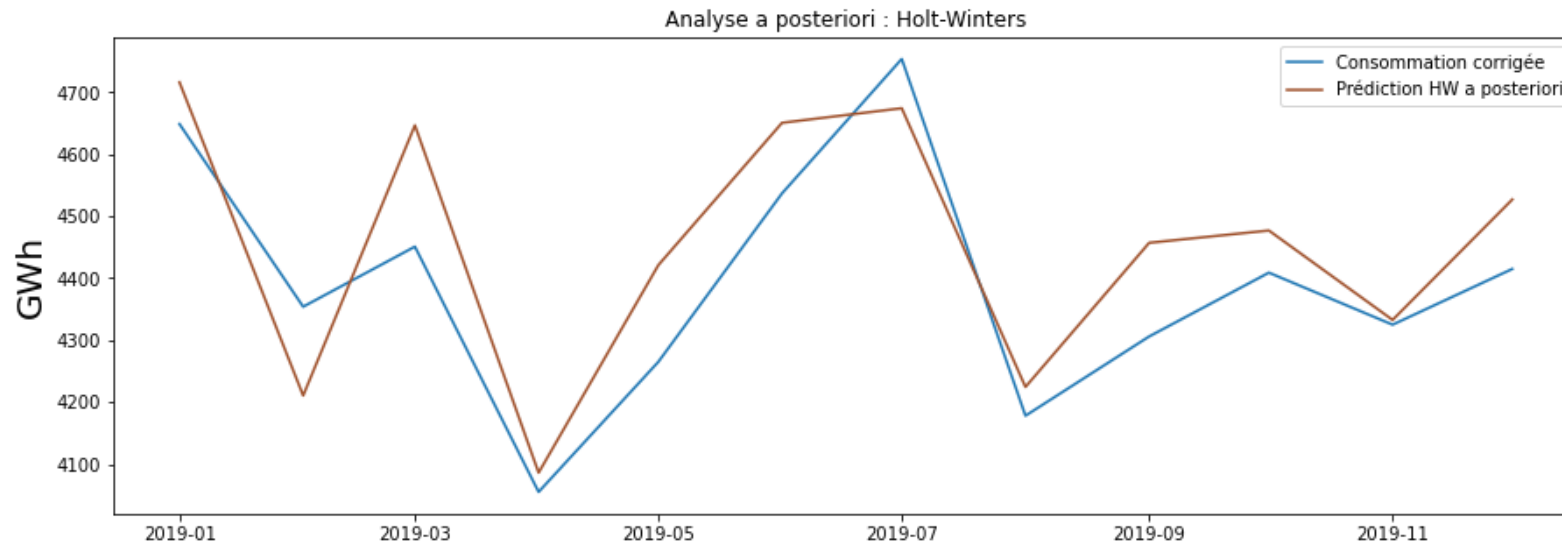
3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

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

Recherche du meilleur modèle ARIMA :

- Celui avec un score AIC (Akaike) le plus bas.
- Le modèle retenu offre la meilleure prédiction.

```
# Recherche des meilleurs paramètres
stepwise_model=auto_arima(df["consommation corrigée"], m=12, D=1, season
                          suppress_warnings=True, stepwise=True, informa
print(stepwise_model.aic())
```

Performing stepwise search to minimize aic

ARIMA(2,0,2)(1,1,1)[12]	intercept	: AIC=inf, Time=2.22 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=0.50 sec
ARIMA(0,0,1)(0,1,1)[12]	intercept	: AIC=inf, Time=0.41 sec
ARIMA(0,0,0)(0,1,0)[12]		: AIC=804.526, Time=0.01 sec
ARIMA(1,0,0)(0,1,0)[12]	intercept	: AIC=805.686, Time=0.06 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=1.45 sec
ARIMA(1,0,0)(1,1,1)[12]	intercept	: AIC=inf, Time=0.39 sec
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12]	intercept	: AIC=785.089, Time=0.50 sec
ARIMA(0,0,0)(1,1,0)[12]	intercept	: AIC=788.778, Time=0.16 sec
ARIMA(0,0,0)(2,1,1)[12]	intercept	: AIC=inf, Time=1.11 sec
ARIMA(0,0,0)(1,1,1)[12]	intercept	: AIC=inf, Time=0.59 sec
ARIMA(0,0,1)(2,1,0)[12]	intercept	: AIC=787.049, Time=1.09 sec
ARIMA(1,0,1)(2,1,0)[12]	intercept	: AIC=789.087, Time=0.94 sec
ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12]		: AIC=790.179, Time=0.35 sec

Best model: ARIMA(0,0,0)(2,1,0)[12] intercept
Total fit time: 11.165 seconds
785.0885439601391

3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA

Evaluation du modèle ARIMA :

- Ljung-Box de 0,12 avec p-value de 0,73 : on ne peut rejeter l'hypothèse que les erreurs sont du bruit blanc.
- Homogénéité.

SARIMAX Results

```
=====
Dep. Variable:          y      No. Observations:          72
Model:          SARIMAX(0, 0, 1)x(0, 1, 1, 12)      Log Likelihood      -389.712
Date:              Wed, 30 Mar 2022      AIC      785.424
Time:              14:33:57      BIC      791.707
Sample:              0      HQIC      787.882
                    - 72
Covariance Type:          opg
=====
```

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
ma.L1	0.2012	0.127	1.589	0.112	-0.047	0.449
ma.S.L12	-0.9940	13.120	-0.076	0.940	-26.708	24.720
sigma2	1.712e+04	2.24e+05	0.076	0.939	-4.22e+05	4.56e+05

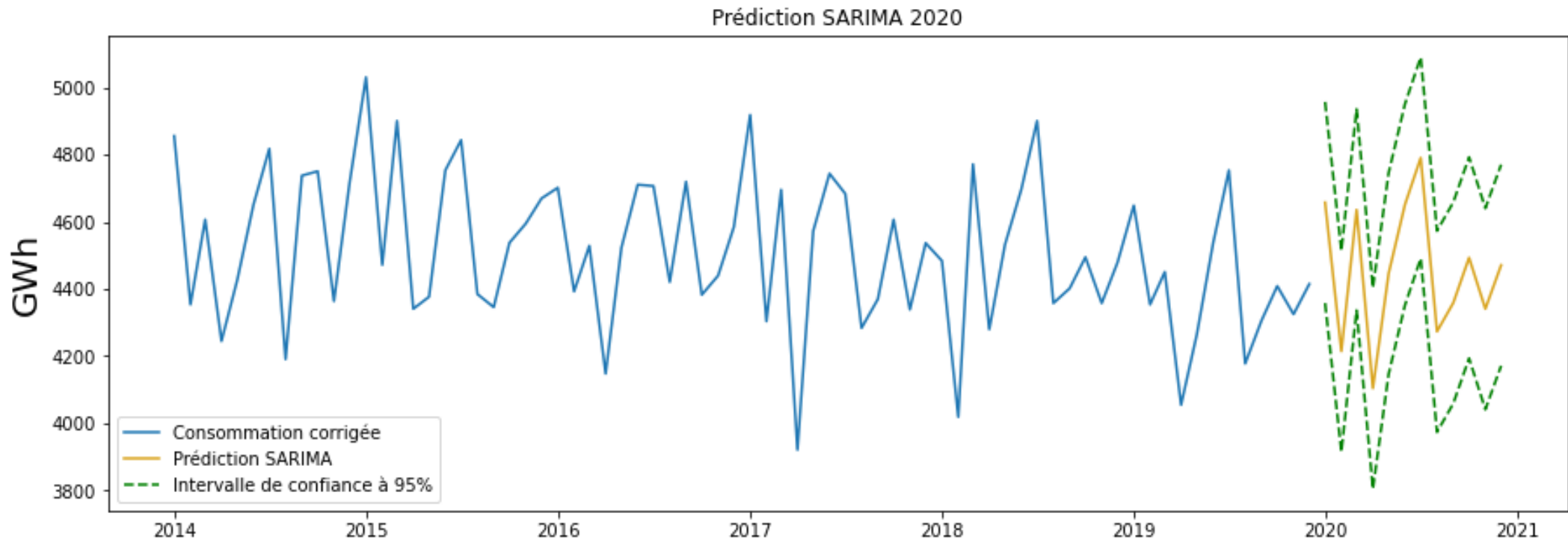
```
=====
Ljung-Box (L1) (Q):          0.12      Jarque-Bera (JB):          1.12
Prob(Q):          0.73      Prob(JB):          0.57
Heteroskedasticity (H):      0.56      Skew:          -0.07
Prob(H) (two-sided):      0.20      Kurtosis:          2.35
=====
```

Warnings:

[1] Covariance matrix calculated using the outer product of gradients (complex-step).

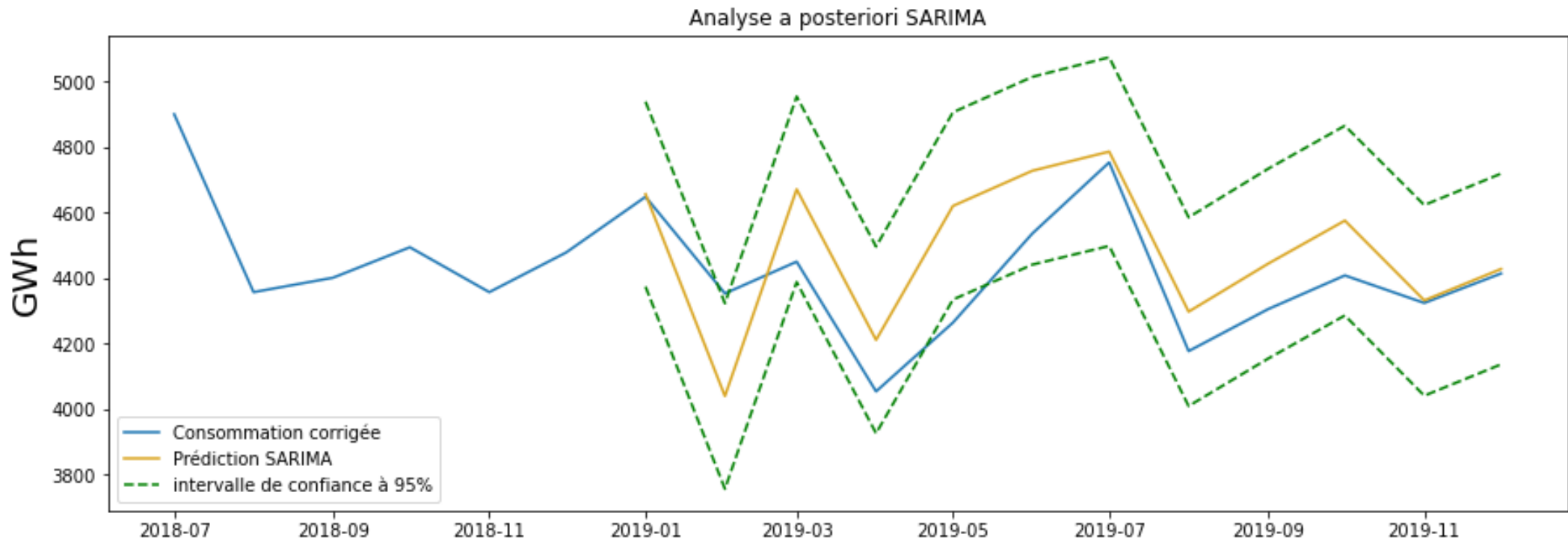
3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA



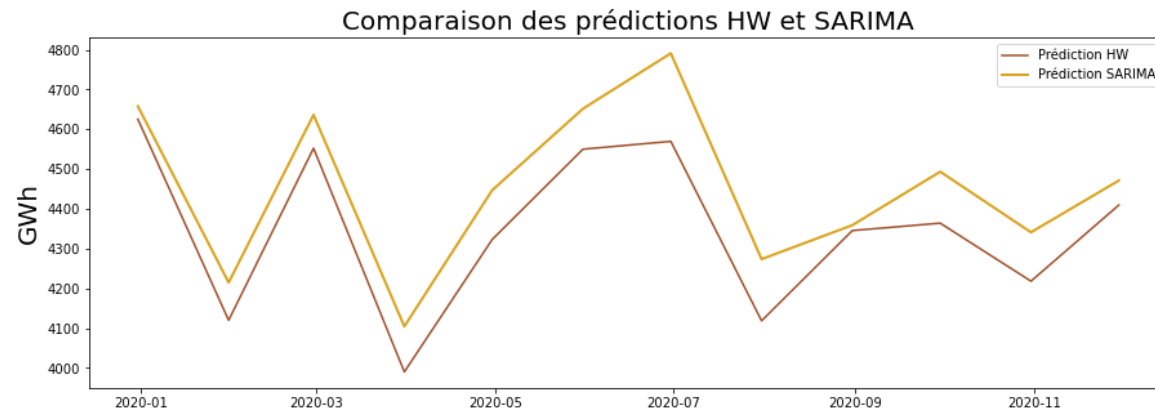
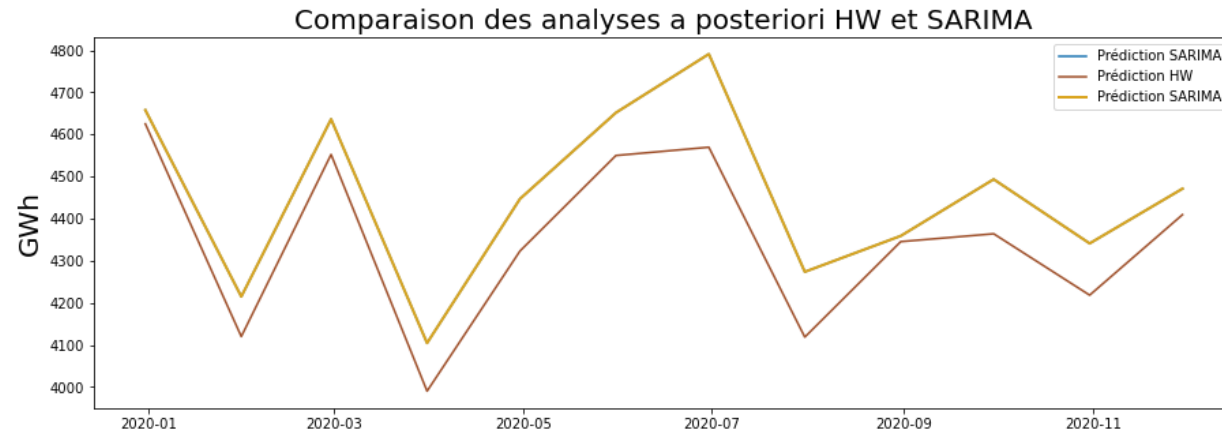
3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA



3 – PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION

MÉTHODE SARIMA VS HW





4 – CONCLUSIONS

PRÉDICTION DE LA CONSOMMATION D'ÉLECTRICITÉ

4 modèles de prédiction :

- Régression linéaires
- Moyennes mobiles (lissage exponentiel)
- Méthode Holt-Winters (lissage exponentiel)
- Méthode SARIMA

- La prédiction SARIMA a un taux d'erreur légèrement supérieur, il convient donc de retenir la méthode Holt Winters.