

12/01/2024



IUT de Paris - Rives de Seine
Université Paris Cité

Rapport

SAE Description et

Prévision de séries

temporelles

Daniel Da Silva

Furkan Narin

Enseignant :

Jérôme Dedecker

Sommaire

1

Tendance de la série

2

Coefficients saisonniers

3

Séries désaisonnalisées

4

Prévision 2023

5

Prévision 2022

6

Conclusion

Introduction

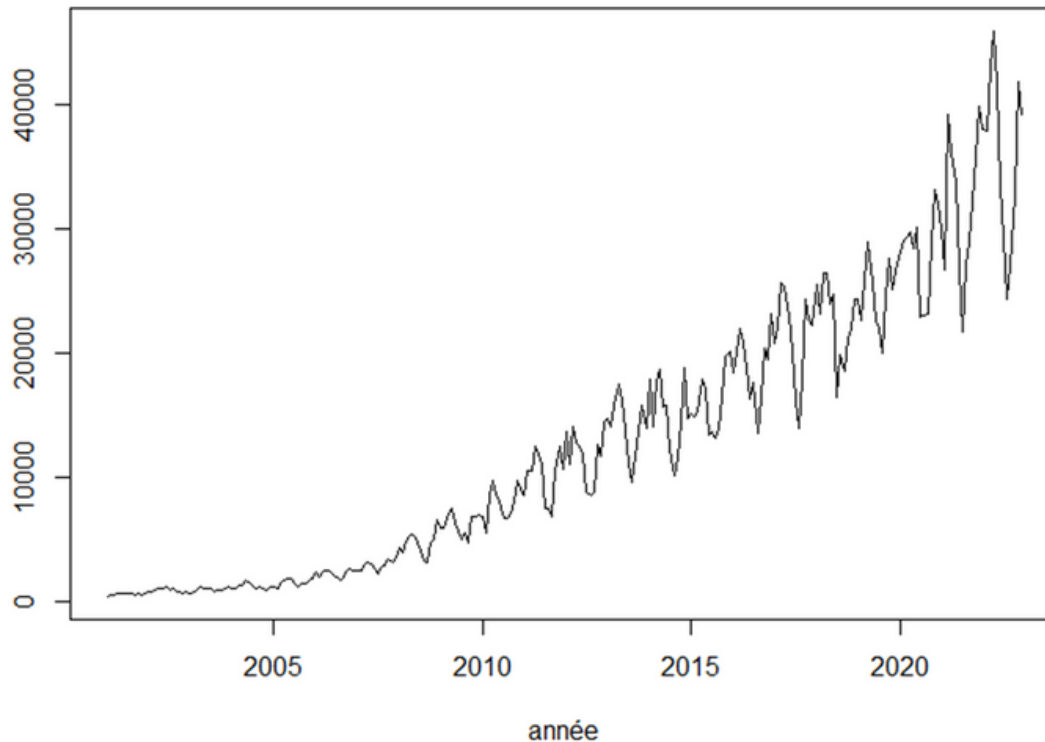
Au sein de l'Administration de l'information sur l'énergie des États-Unis (EIA), notre tâche consiste à explorer les séries temporelles liées à la production d'électricité entre 2001 et 2022. Notre attention se focalise sur une série spécifique, caractérisée par sa nature multiplicative et son lien étroit avec la production éolienne. L'objectif principal est de fournir une analyse approfondie des tendances et des prévisions pour cette composante essentielle du paysage énergétique. En utilisant des méthodes telles que les moyennes mobiles, les courbes de régression et l'analyse saisonnière, nous cherchons à mettre en lumière les particularités de la production éolienne.

Cette synthèse offrira une compréhension approfondie des résultats obtenus pour notre série. Des commentaires détaillés accompagneront chaque graphique et indicateur, soulignant les nuances spécifiques à la production éolienne. Enfin, un résumé en anglais conclura notre rapport.

Tendance

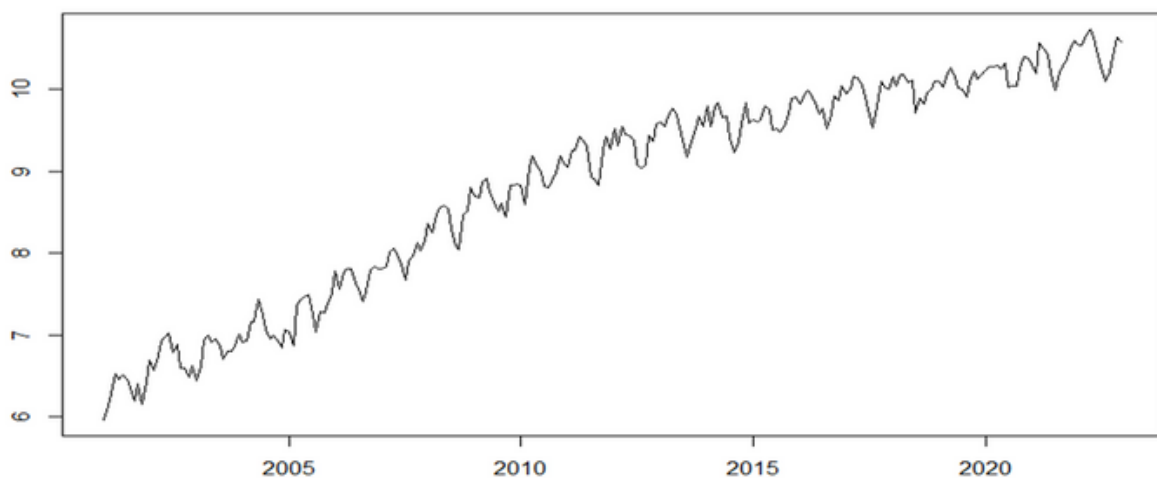
Graphiques de la tendance

Evolution de la production éolienne d'électricité de 2001 à 2022



À partir de ce graphique, nous constatons qu'il s'agit bien d'un modèle multiplicatif. La raison de cette variation pourrait être liée au fait que nous produisons de plus en plus d'électricité éolienne.

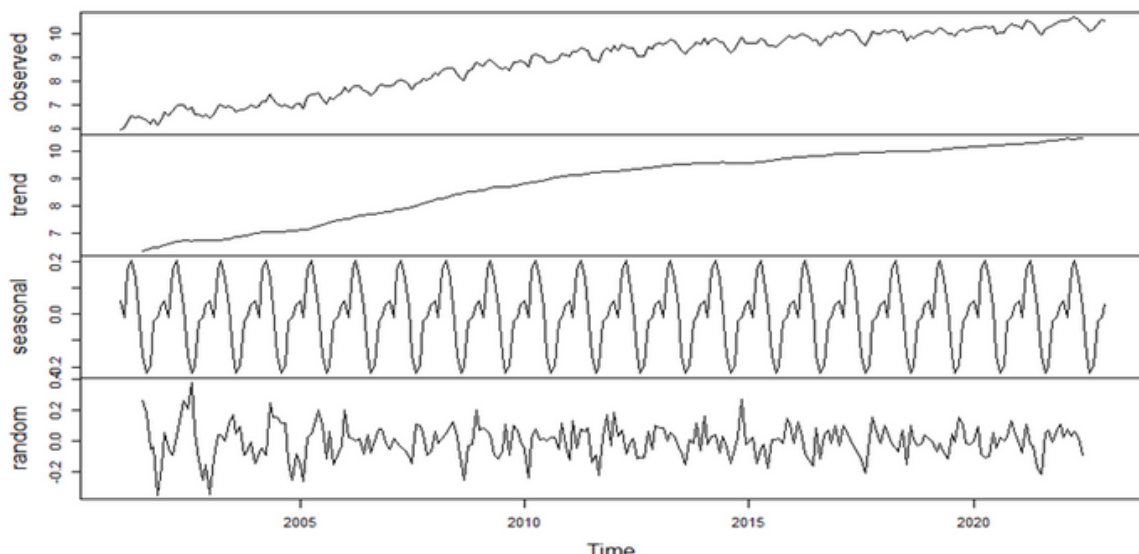
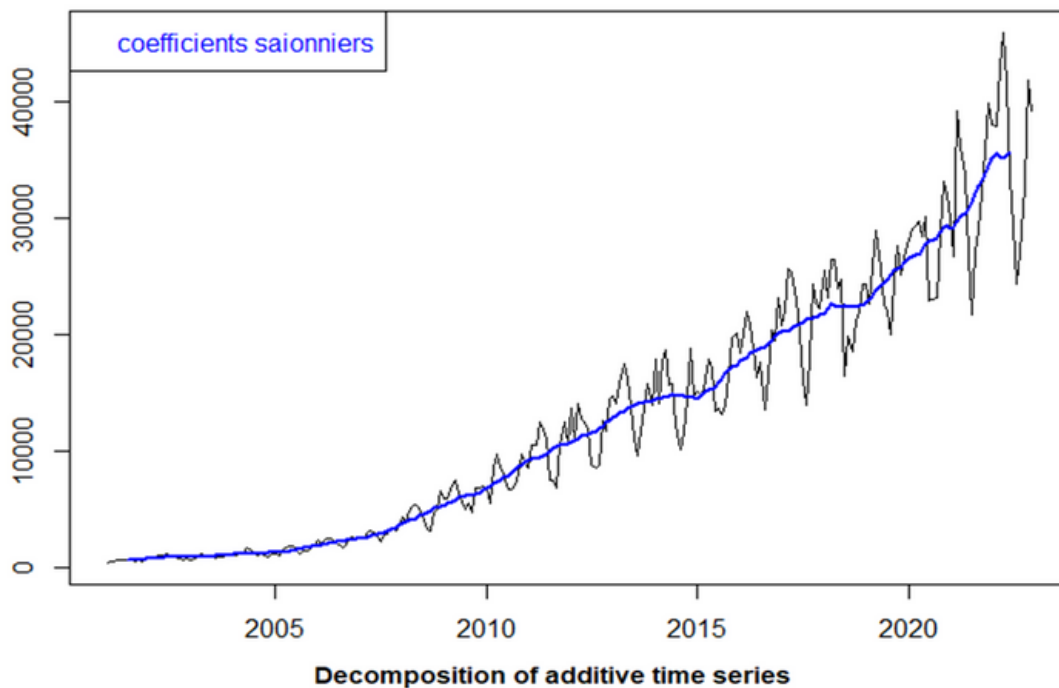
Evolution de la production éolienne d'électricité de 2001 à 2022(logarithme)



Ici, nous obtenons la série corrigée des variations en la mettant en logarithme.

Coefficients saisonniers

Graphique et décomposition

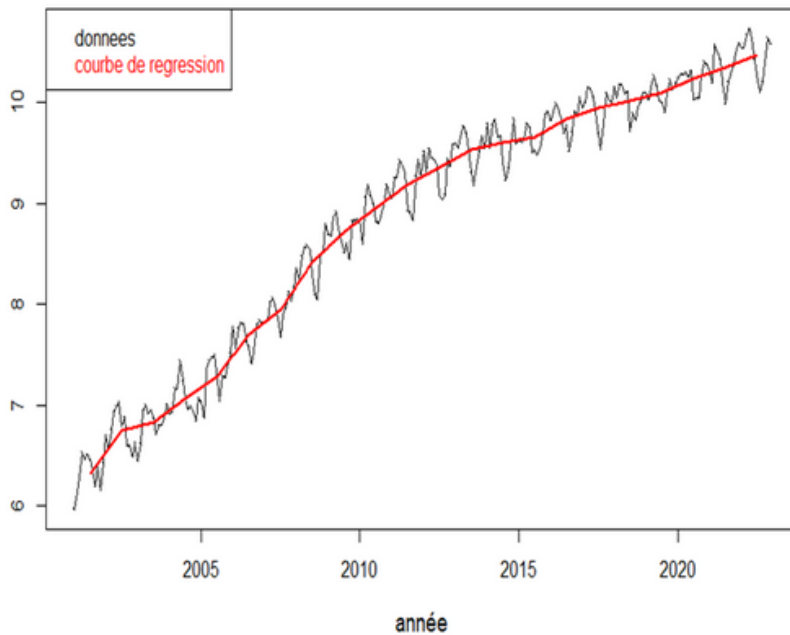


La ligne bleue sur le graphique représente les coefficients saisonniers, et la décomposition des séries permet de comprendre la courbe d'origine, la tendance de la courbe, la saisonnalité et les résidus. On remarque que la courbe d'origine et la tendance sont croissantes. La composante saisonnière se répète bien chaque année, et les résidus diminuent progressivement au fil des années.

Séries désaisonnalisées

Courbe de régression

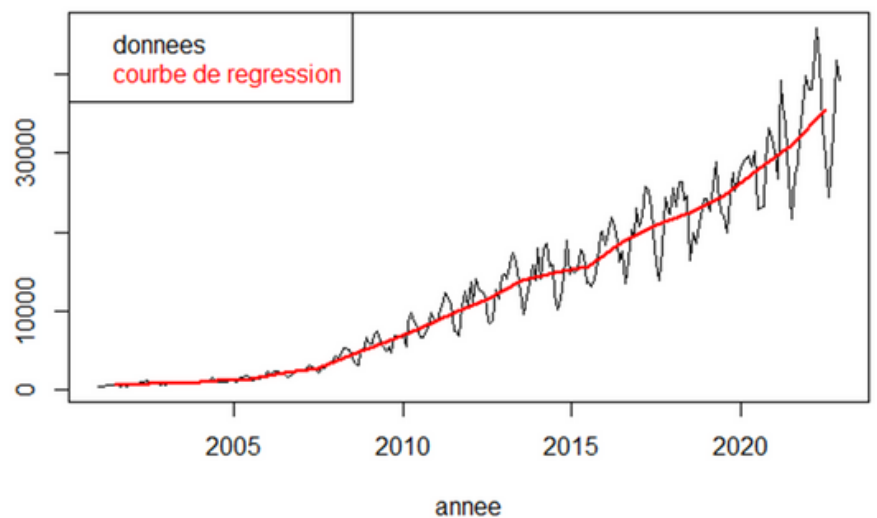
Evolution de la production d'électricité éolienne (logarithme)



On observe l'évolution de l'éolien au cours des 21 dernières années avec sa courbe de régression. Les deux courbes augmentent au fil des années ; cependant, au cours de ces dernières années, la croissance est plus lente.

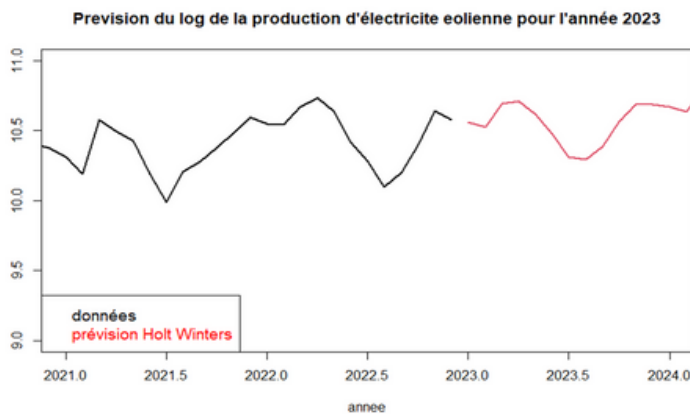
Ici, on observe l'évolution du niveau d'éolien sur la période 2001 – 2022 avec sa courbe de données et la courbe de régression.

Evolution du niveau de gaz Eolien (en millier)

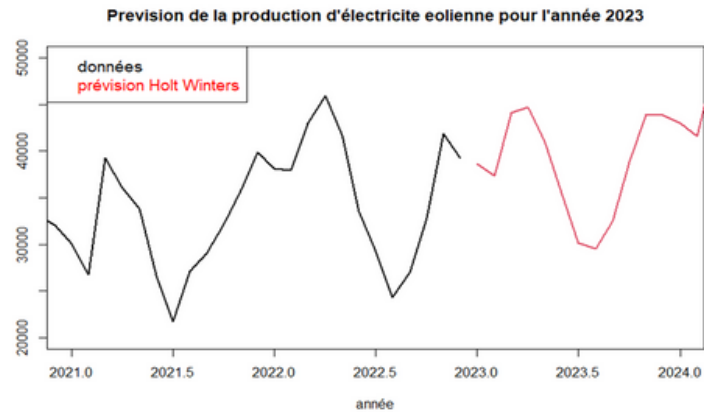


Prévision 2023

Holt-Winters

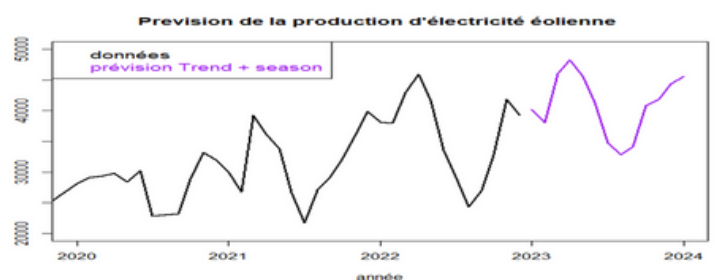


Ici, on prédit le logarithme de la production d'électricité pour l'année 2023 avec la méthode Holt-Winters. On remarque que les valeurs varient moins que les années précédentes, avec des fluctuations entre 9,5 et un peu plus de 11,0 jusqu'au début de 2023. La prévision selon la méthode Holt-Winters, de 2023 à fin 2024, suit une tendance similaire avec des variations saisonnières, débutant à environ 10,5 et montrant une légère baisse globale.



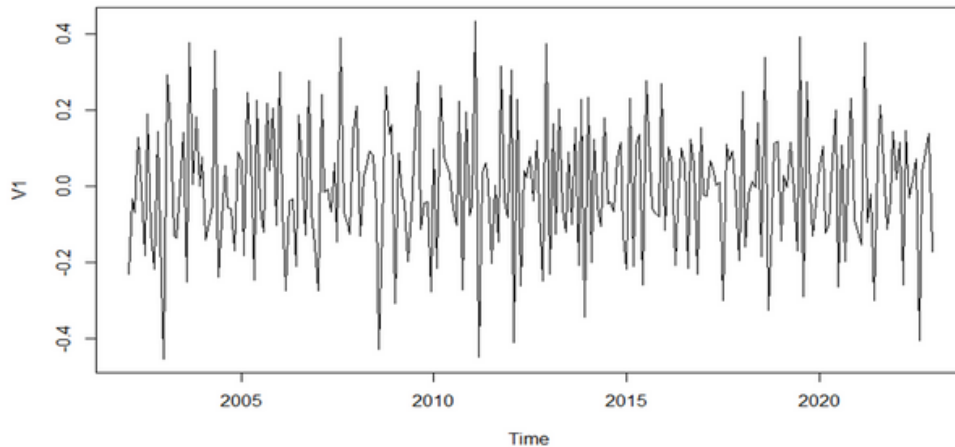
Le graphique illustre une augmentation de la consommation électrique de 2021 à mi-2022, avec des valeurs oscillant entre 20 000 et près de 50 000. La prévision de l'électricité pour l'année 2023 par la méthode Holt-Winters anticipe des valeurs comprises entre 30 000 et 45 000.

Trend + Season



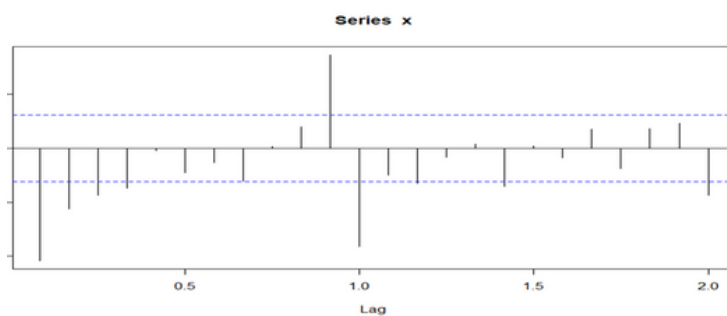
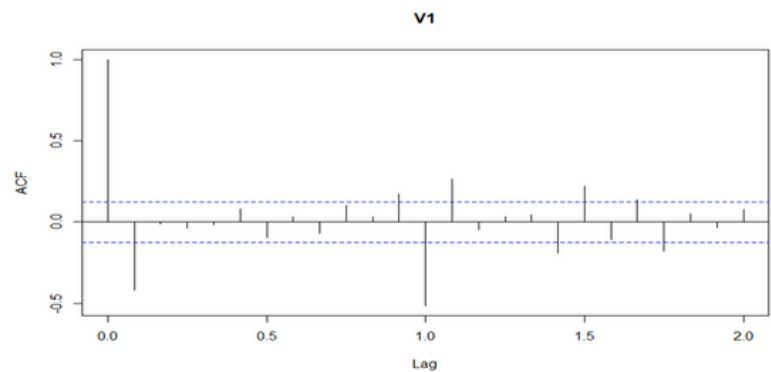
Ensuite, ces graphiques de prévision utilisant la méthode Alternative (une combinaison de la tendance et de la saisonnalité) nous offrent une vision claire de la production d'électricité éolienne pour l'année 2023. On observe des pics et des creux saisonniers, variant entre 25 000 et 50 000.

ARMA



La p-valeur du test DFA inférieure à 1%: la série différenciée semble stationnaire.

Ici nous avons choisi $q = 1$ et $Q = 1$.



Ici, ensuite, nous avons décidé de choisir $p = 4$ et $P = 2$.

Donc on a un modèle SARMA(4, 2, 1, 1).

ARIMA

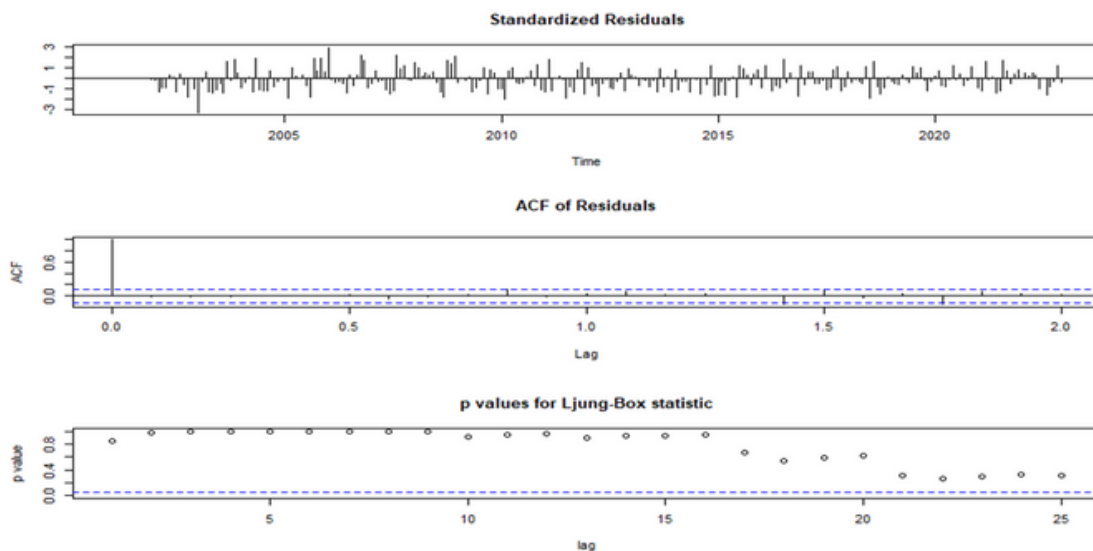
```
> z2
```

```
Call:  
arima(x = data2, order = c(6, 1, 1), seasonal = list(order = c(1, 1, 1), period = 12))
```

```
Coefficients:
```

	ar1	ar2	ar3	ar4	ar5	ar6	ma1	sar1	sma1
	0.1568	0.0850	-0.0175	-0.0392	-0.0860	-0.1185	-0.7246	-0.1593	-0.6795
s.e.	0.1135	0.0805	0.0690	0.0674	0.0692	0.0714	0.0990	0.0933	0.0834

```
sigma^2 estimated as 0.01324: log likelihood = 181.19, aic = -342.39
```



Ensuite, nous avons choisi le modèle ARIMA z2 car il contenait le plus faible AIC dont les résidus et la p-valeur sont correctes.

Test de Shapiro–Wilk et histogramme

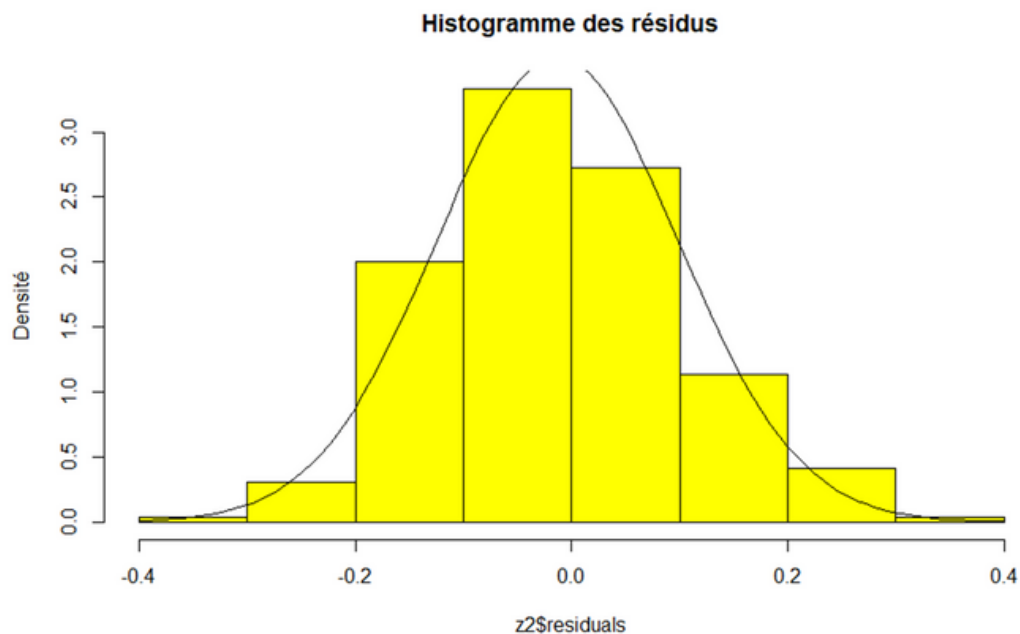
```
> shapiro.test(z2$residuals)
```

shapiro-wilk normality test

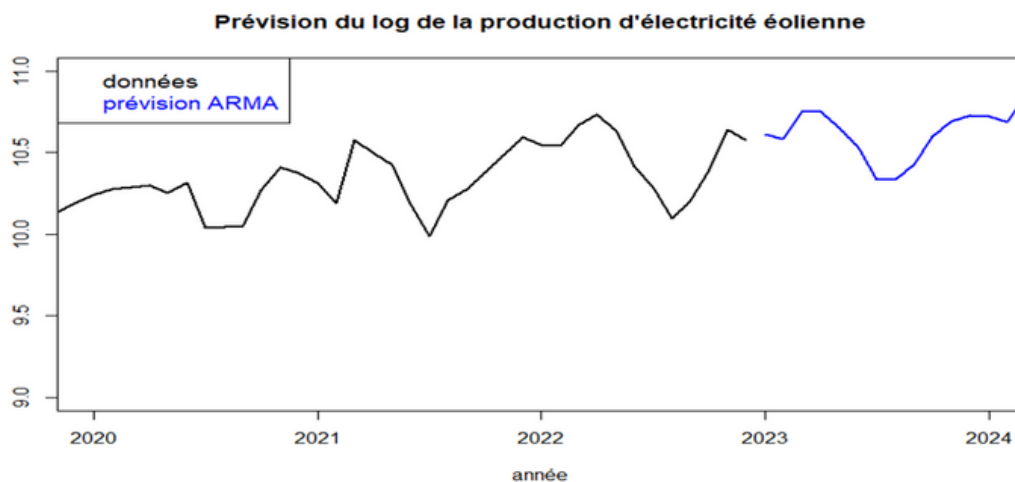
```
data: z2$residuals
```

```
W = 0.98875, p-value = 0.03783
```

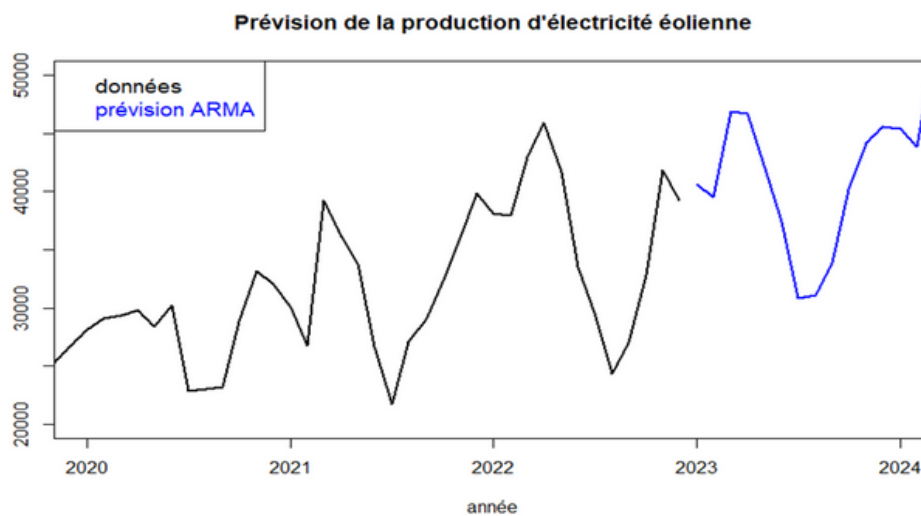
A partir du test Shapiro–Wilk, nous constatons un p-valeur en dessous de 5%, donc le modèle n'est pas gaussien.



L'histogramme des résidus, quasi-symétrique, suggère une distribution équilibrée des erreurs de prévision.



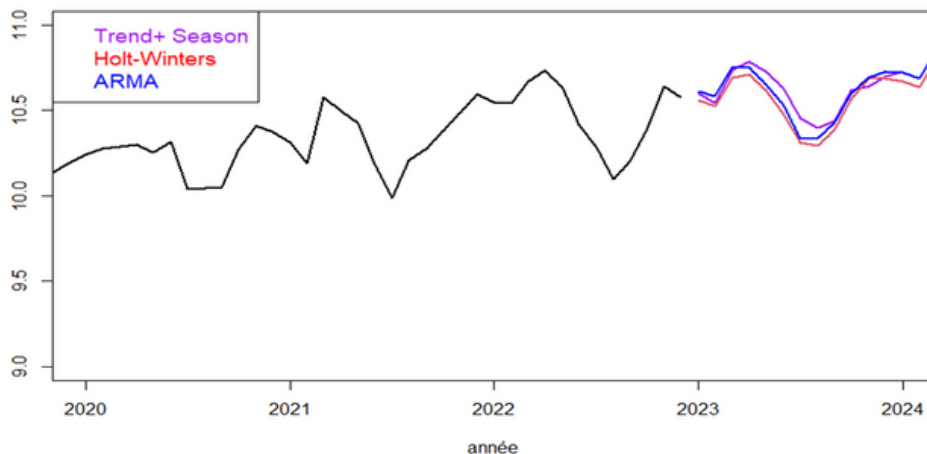
Les valeurs prédites par la méthode ARMA se situent dans une fourchette étroite entre 10.25 et 10.65, indiquant une prévision relativement stable et précise.



Ensuite, les valeurs prédites par la méthode ARMA sur ce graphique (série originale) montrent une variation significative, oscillant entre 30,000 et plus de 50,000, suggérant une certaine volatilité dans les prévisions et mettant en évidence la nécessité d'une attention particulière aux fluctuations potentielles dans la série temporelle.

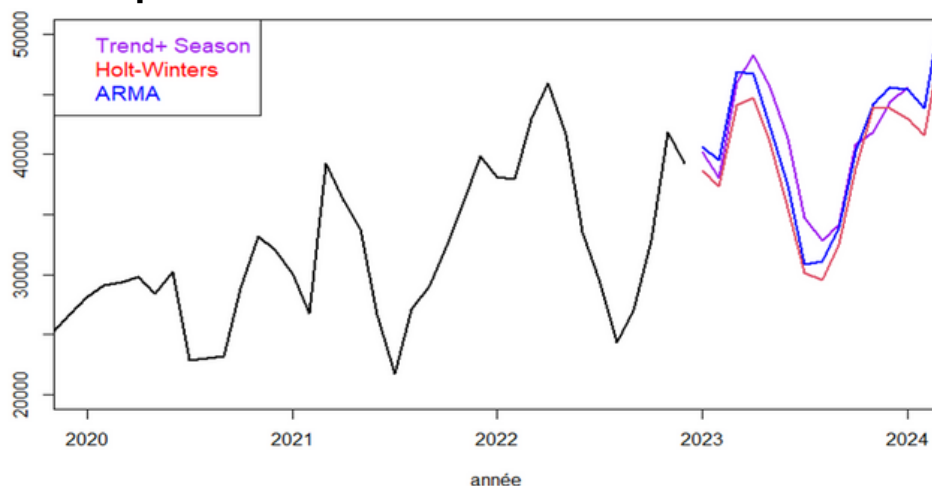
Comparaison des méthodes de prévision

Prévision du log de la production d'électricité éolienne pour l'année 2023



La prévision du logarithme de la production d'électricité éolienne de 2023 par les trois méthodes montre que les valeurs sont proches et que la méthode Holt-Winters est celle qui prédit les valeurs les plus basses mais les trois méthodes ont des valeurs très proches. Pour 2023, les valeurs prédites se trouvent entre 10.25 et 10.7.

Prévision du log de la production d'électricité éolienne pour l'année 2023



Ici, pour la prévision de l'électricité, on observe que la méthode Trend + Season est celle qui prédit les valeurs les plus hautes. La méthode ARMA et Holt-Winters ont prédit des valeurs assez similaires. Pour 2023, les valeurs prédites se trouvent entre environ 30 000 et 47 000.

Prévision 2022

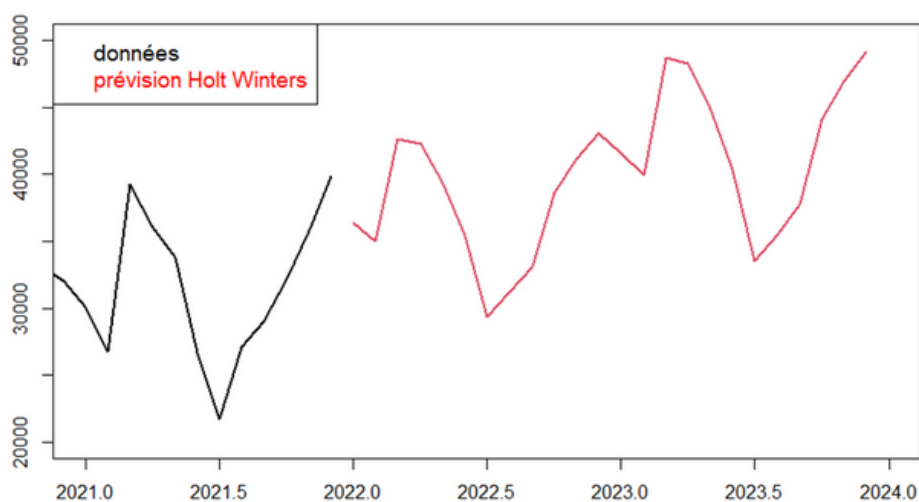
Holt-Winters

Prevision du log de la production d'électricité éolienne pour l'année 2022



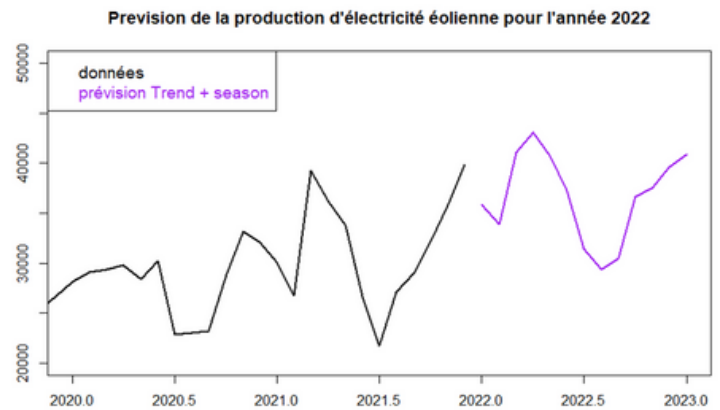
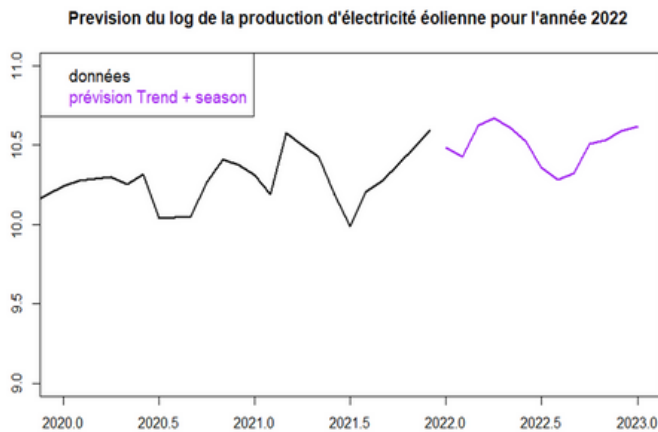
Ici, nous prédisons l'année 2022 avec la méthode Holt-Winters. On observe que le pic au milieu de l'année est moins prononcé que les années précédentes. Les valeurs prédites fluctuent entre 10.3 et 10.7.

Prevision de la production d'électricité éolienne pour l'année 2022



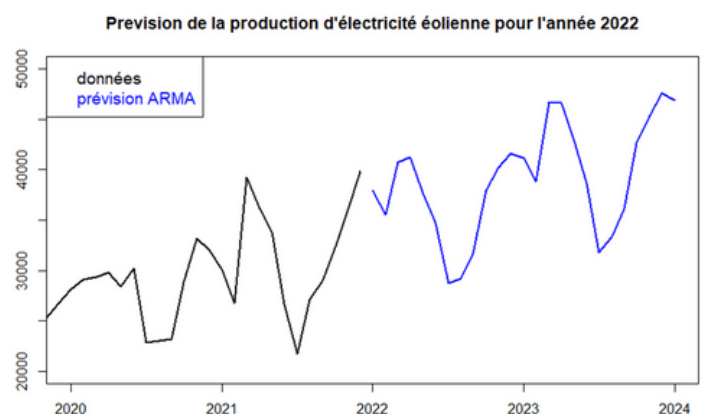
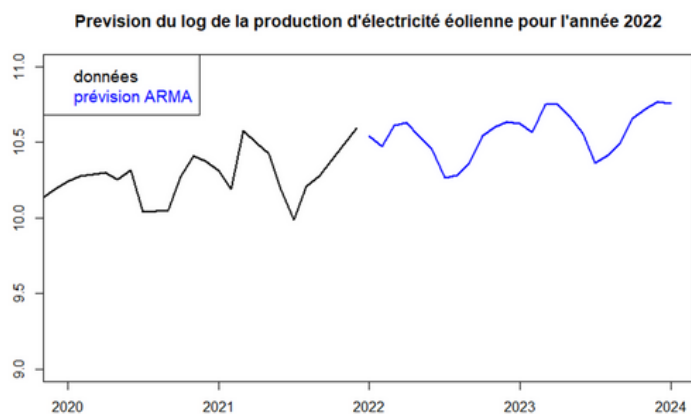
La prévision de la production d'électricité pour 2022 indique une tendance à la hausse.

Trend + Season



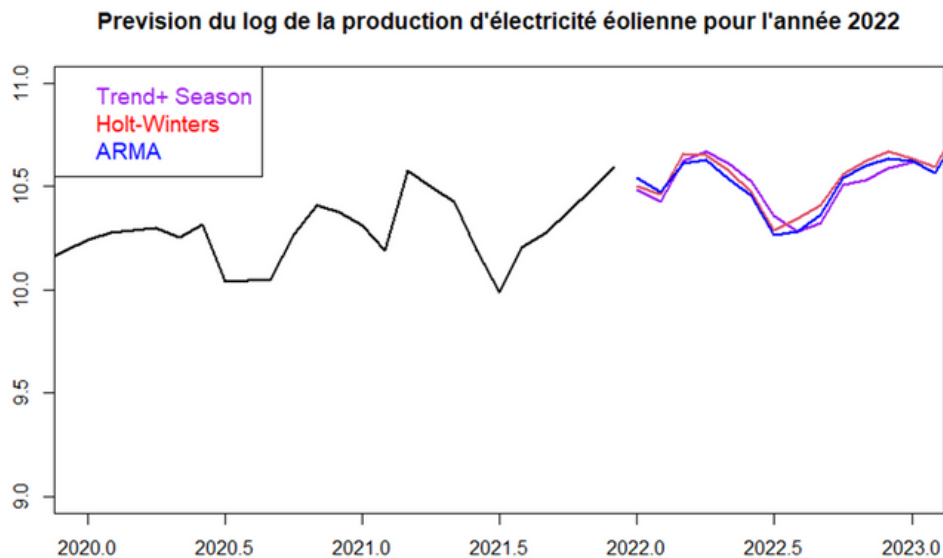
On constate avec la prévision Trend + Season que les valeurs se situent entre 29 000 et 45 000, avec une fourchette logarithmique entre 10,25 et 10,75.

ARMA

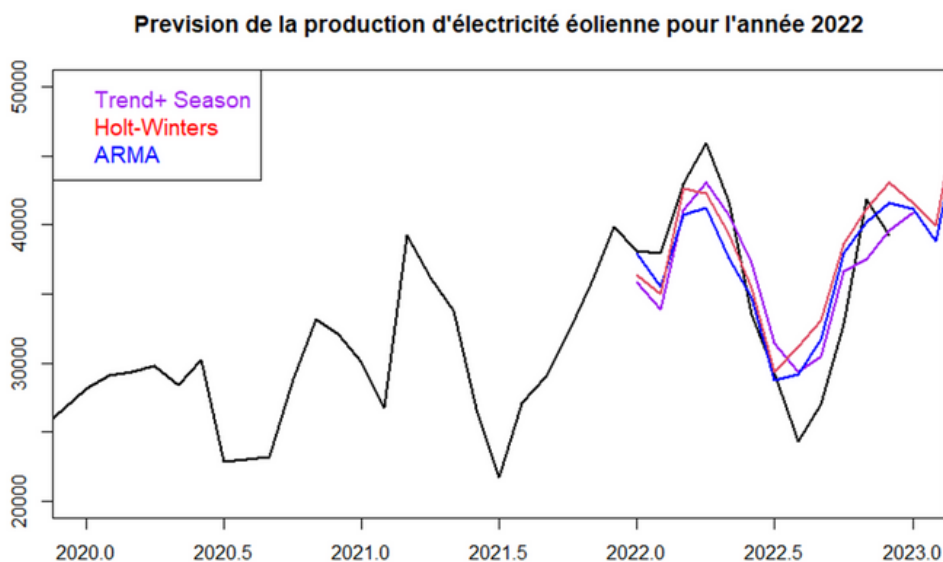


Avec la méthode ARMA, les prévisions pour 2022 se situent entre 30,000 et 45,000, tandis que les valeurs anticipées avec le logarithme se situent entre 10.25 et 10.75. De plus, on remarque que la prédiction est moins marquée en début 2021 par rapport à 2022.

Comparaison des méthodes



On remarque que la prévision de Holt–Winters devient croissante plus rapidement que les deux autres méthodes, mais les prévisions des trois méthodes restent très proches.



Ici, dans la prévision de la production d'électricité, on constate que la méthode ARMA prédit les valeurs les plus basses. Les méthodes Trend + Season et Holt–Winters ont prévu des valeurs assez similaires. Pour 2022, les valeurs prédites se situent entre environ 29 000 et 43 000.

EQM

```
# EQM hw
phw<-exp(predict(data3.hw, n.ahead = 12))
phw<-as.numeric(phw)
EQM_hw <- mean((data4 - phw)^2)
# EQM TS
EQM_trend_season <- mean((exp(z) - exp(prev$pred))^2)
# EQM Arma
EQM_arma <- mean((data4 - exp(prev$pred))^2)
```

```
> print(EQM_hw)
[1] 13832886
> print(EQM_trend_season)
[1] 28655110
> print(EQM_arma)
[1] 24266856
```

Après avoir calculé l'erreur quadratique moyenne, nous avons opté pour la méthode Holt–Winters, car elle présentait la plus petite marge d'erreur par rapport aux autres méthodes évaluées.

Conclusion

In conclusion, our comprehensive analysis of electricity production trends and forecasts spanning 2001 to 2022, with a focus on the wind-related component, has provided valuable insights into the dynamics of renewable energy. Through various methodologies, we uncovered consistent growth patterns and seasonal variations in wind energy production.

The comparison of forecasting methods for both 2022 and 2023 revealed nuanced insights, with each method demonstrating unique strengths. While ARMA showcased lower projections, Holt-Winters consistently forecasted conservative values, and Trend + Season demonstrated a broader range of predictions.

These findings contribute to our understanding of the evolving landscape of renewable energy, emphasizing the importance of considering multiple forecasting approaches for robust decision-making in energy planning and policy formulation. As the global transition towards sustainable energy continues, our analysis underscores the significance of accurate forecasting in navigating the complexities of renewable energy production.