

SAE SÉRIE TEMPORELLE

BUT SD 2023-2024 – 2^{ÈME} ANNÉE

PRODUCTION ÉLECTRIQUE DES ÉOLIENNES

aux États-Unis de 2001 à 2023

Hanna SYSOIEVA
Merlin SIMSEN BARATAULT

SOMMAIRE

1. Introduction

2. Description des données

3. Analyse de la tendance

4. Coefficients saisonniers

5. Série ajustée

6. Prévisions année 2023

7. Réévaluation des prévisions pour 2022

8. Synthèse et conclusion

9. English summary

INTRODUCTION

L'énergie éolienne a émergé comme une composante cruciale du paysage énergétique mondial, et son impact significatif sur la production d'électricité aux États-Unis au cours des deux dernières décennies mérite une analyse approfondie. De 2001 à 2023, la production électrique éolienne aux États-Unis a connu une croissance remarquable, alimentée par des avancées technologiques, des politiques favorables et une prise de conscience accrue de la nécessité de trouver et développer des sources d'énergie renouvelable.

L'énergie éolienne, en transformant l'énergie cinétique du vent en électricité, s'est avérée être une alternative viable et durable aux sources traditionnelles. Les éoliennes, dispersées à travers le territoire américain, ont contribué de manière significative à diversifier le bouquet énergétique et à réduire la dépendance aux énergies non renouvelables.

Comprendre la dynamique de la production électrique éolienne est d'une importance stratégique dans le contexte de transition énergétique afin d'optimiser la contribution de l'énergie éolienne dans le mix énergétique américain.

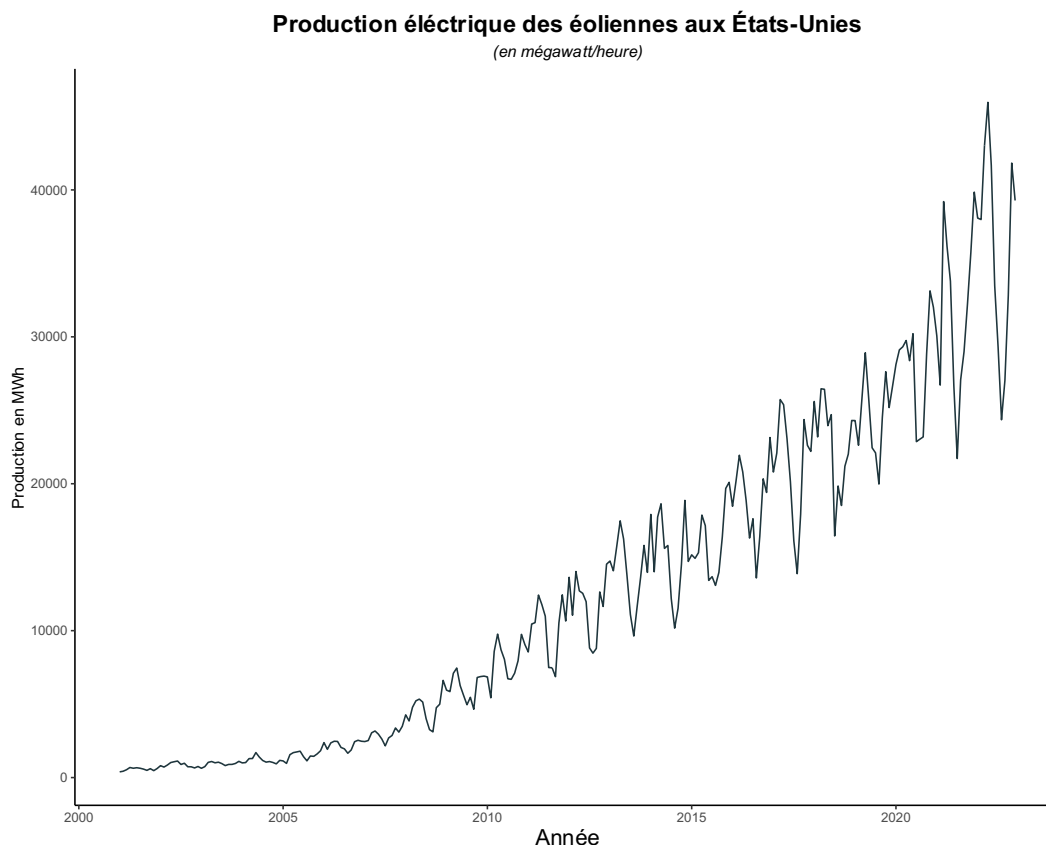
L'analyse de la production électrique des éoliennes aux États-Unis révèle probablement une trajectoire de croissance non linéaire. Des facteurs tels que la disponibilité des ressources éoliennes, les investissements dans l'infrastructure et les fluctuations de la demande ont influencé cette croissance, créant des dynamiques complexes qui nécessitent une exploration détaillée. L'objectif fondamental de notre travail en tant qu'équipe de statisticiens est de dévoiler les tendances de la production électrique éolienne aux États-Unis au cours des 22 dernières années. Nous nous attacherons à utiliser des techniques statistiques avancées pour examiner les schémas temporels, identifier les composantes saisonnières et formuler des prévisions pour l'année à venir.

Cette étude s'articulera autour de plusieurs axes, dont l'analyse des tendances temporelles, la décomposition saisonnière, la modélisation prédictive, et l'évaluation des méthodes de prévision. À travers ces étapes, nous visons à fournir une compréhension complète de la production électrique éolienne aux États-Unis, tout en anticipant l'horizon 2023.

-

DESCRIPTION DES DONNÉES

Notre jeu de données fournit par U.S. Energy Information Administration (EIA), contient les données de la production électrique (en mégawatt/heure) des éoliennes aux États-Unis, de 2001 à 2022. Chacune des 22 années est composée de 12 observations (une par mois). Les observations correspondent donc au total de la production en mégawatt/heure sur un mois.



Notre graphique montre une nature multiplicative de la série temporelle que nous analysons, ce qui indique que les fluctuations de la série ne sont pas constantes au fil du temps, mais qu'elles varient proportionnellement au niveau moyen de la série. Cette caractéristique est souvent associée aux séries temporelles multiplicatives.

Deuxièmement, l'amplitude des fluctuations semble varier en fonction du temps. Lorsque l'amplitude des variations saisonnières augmente ou diminue proportionnellement au niveau moyen de la série, cela suggère une composante multiplicative.

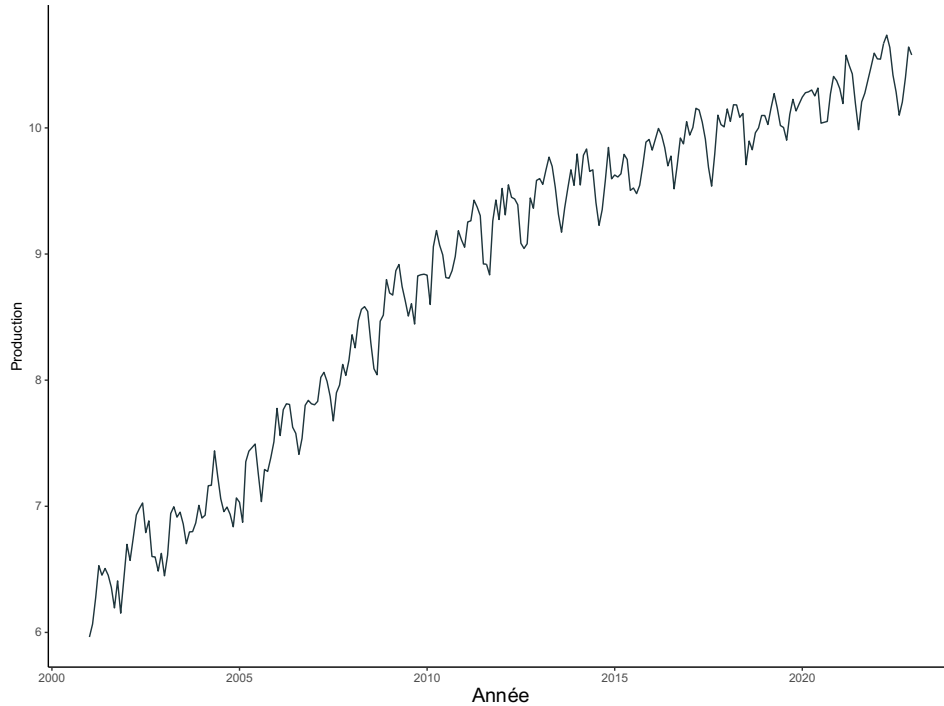
Dans notre cas, la série temporelle présente des indications visuelles suggérant que les variations semblent croître ou décroître de manière exponentielle par rapport à la moyenne, ce qui suggère une préférence pour un modèle multiplicatif.

-

La transformation des données peut également renforcer l'identification d'une série temporelle comme étant multiplicative. Par exemple, l'application d'une transformation logarithmique est couramment utilisée pour stabiliser la variance, convertissant ainsi une série temporelle multiplicative en une série additive plus adaptée à certaines méthodes d'analyse. Nous allons donc utiliser le logarithme afin de transformer notre série multiplicative en série additive.

Production des éoliennes aux États-Unis

logarithme de la production mensuelle (en milliers de mégawatt/heure)

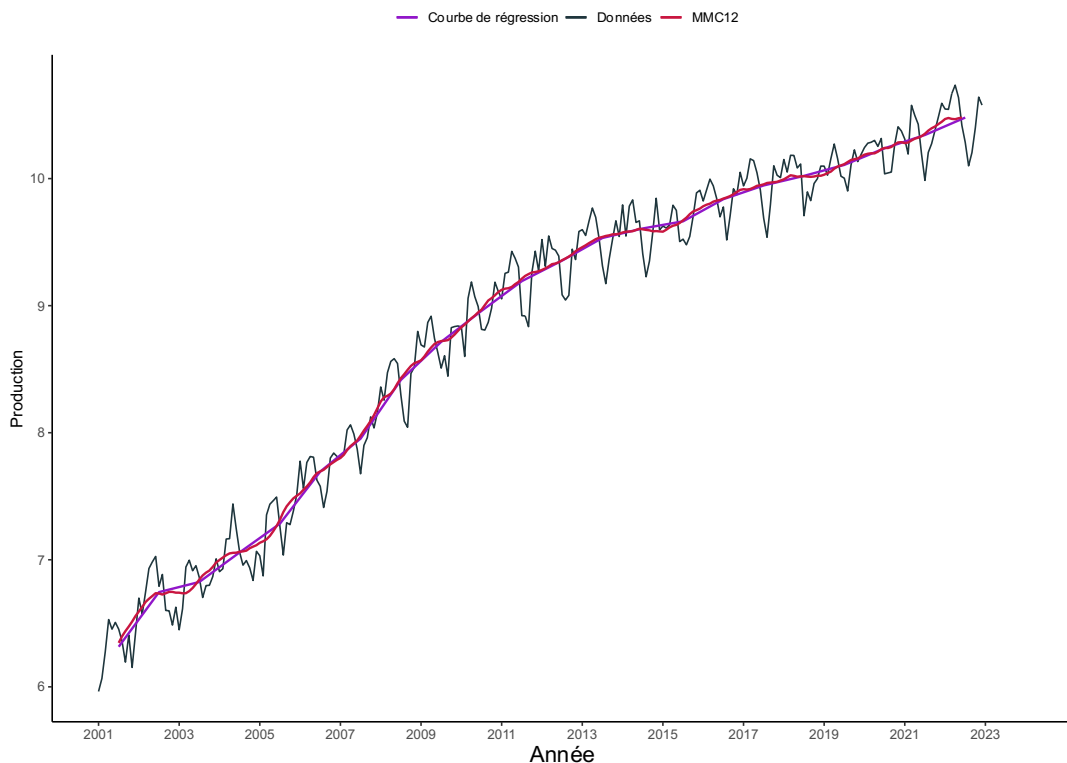


Cette transformation nous permettra d'analyser notre série à travers diverse méthodes statistiques. Nous utiliserons donc notre série passée sous logarithme pour appliquer toutes nos méthodes, mais nous afficheront également certains des graphiques repassés sous exponentiel afin de retrouver les valeurs réelles.

ANALYSE DE LA TENDANCE

Production électrique des éoliennes aux États-Unis

logarithme de la production mensuelle (en milliers de mégawatt/heure)

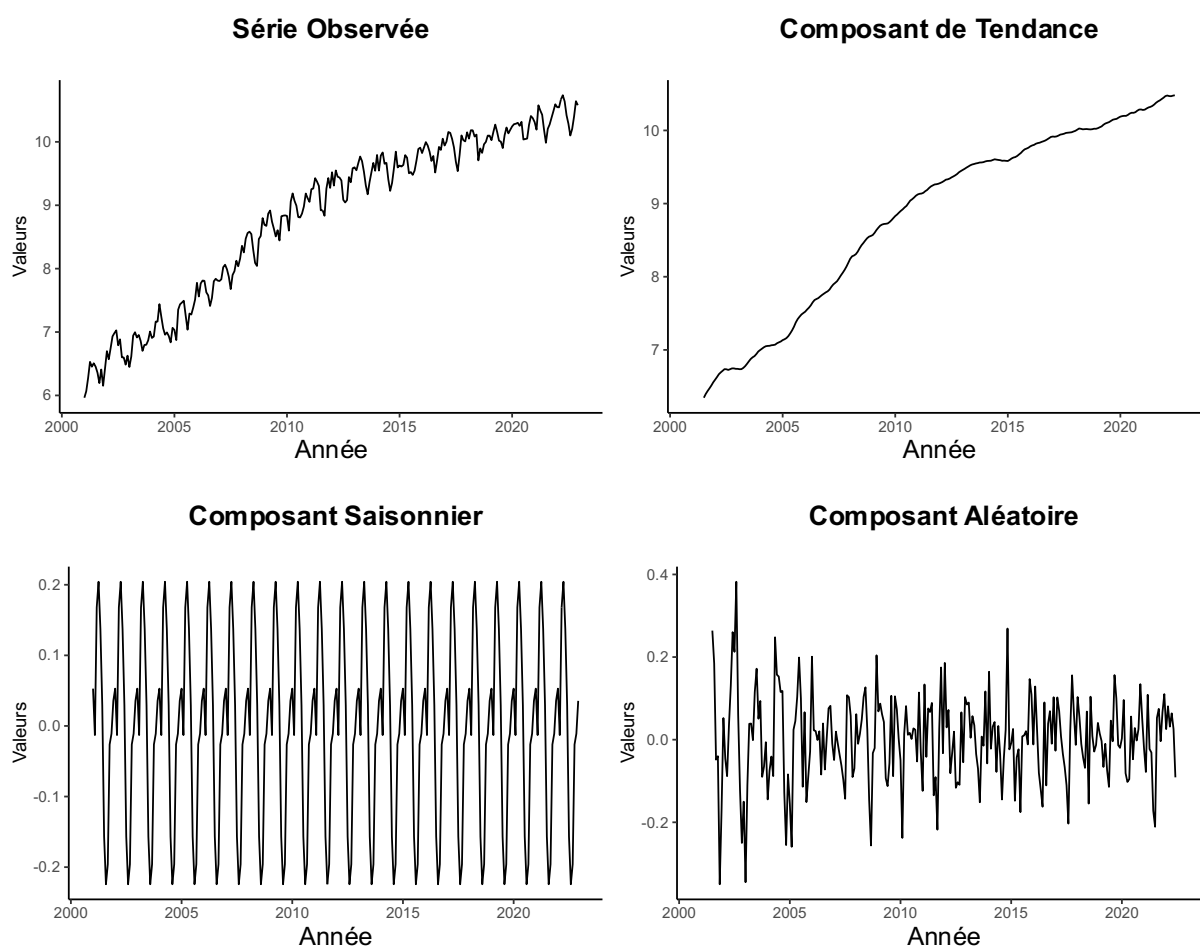


Données, courbe de régression, courbe MMC12

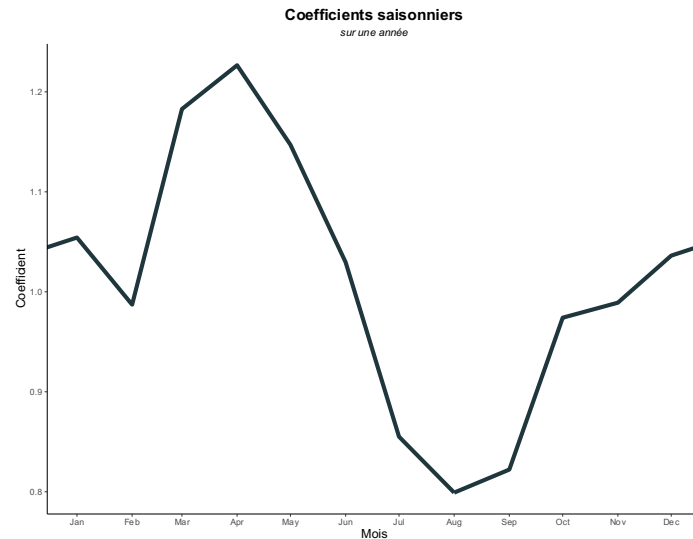
Nous pouvons ici voir une représentation graphique de la tendance, en violet, ainsi que la courbe formée par la MMC_{12} . La courbe MMC_{12} (moyenne mobile centrée sur 12 mois) offre une perspective plus détaillée des variations de la série temporelle.

En comparant avec les données réelles, nous pouvons voir que notre courbe de moyenne mobile est plus précise que notre courbe de tendance classique.

COEFFICIENTS SAISONNIERS

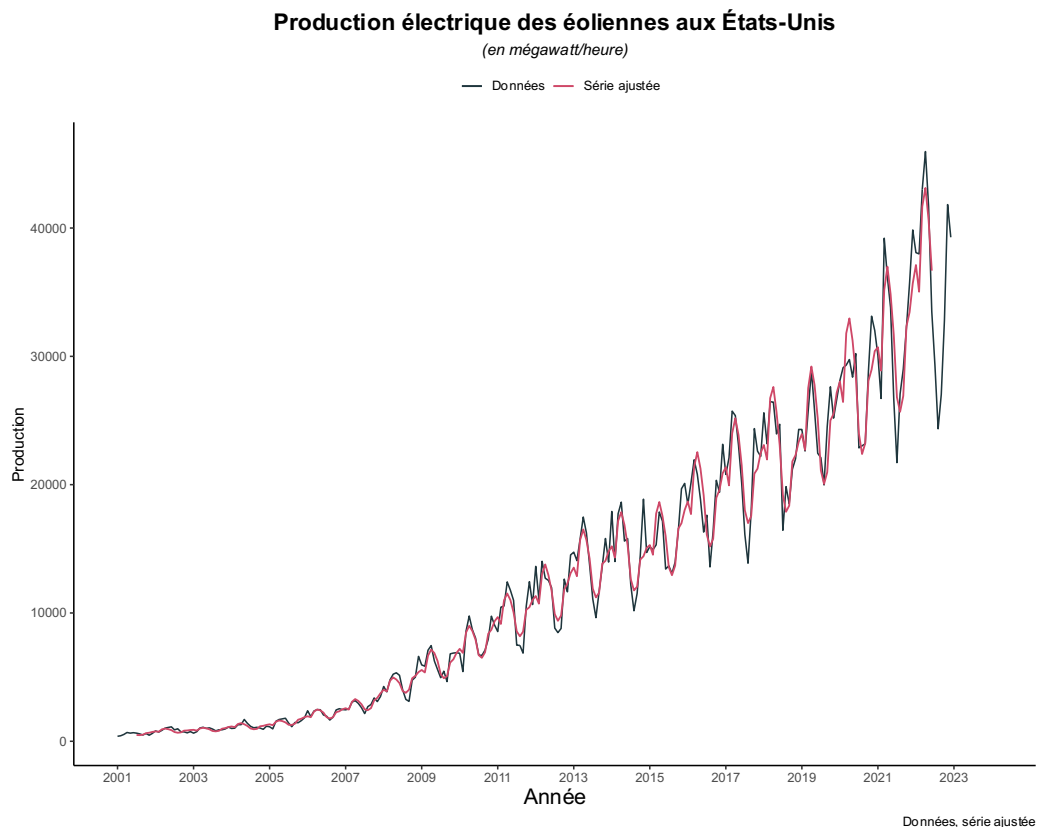


Nous avons ici décomposé notre série afin de pouvoir observer les différents composants formant notre série. On observe que le composant saisonnier varie entre -0.2 et +0.2 et également qu'il y'a un même motif qui se répète chaque année.



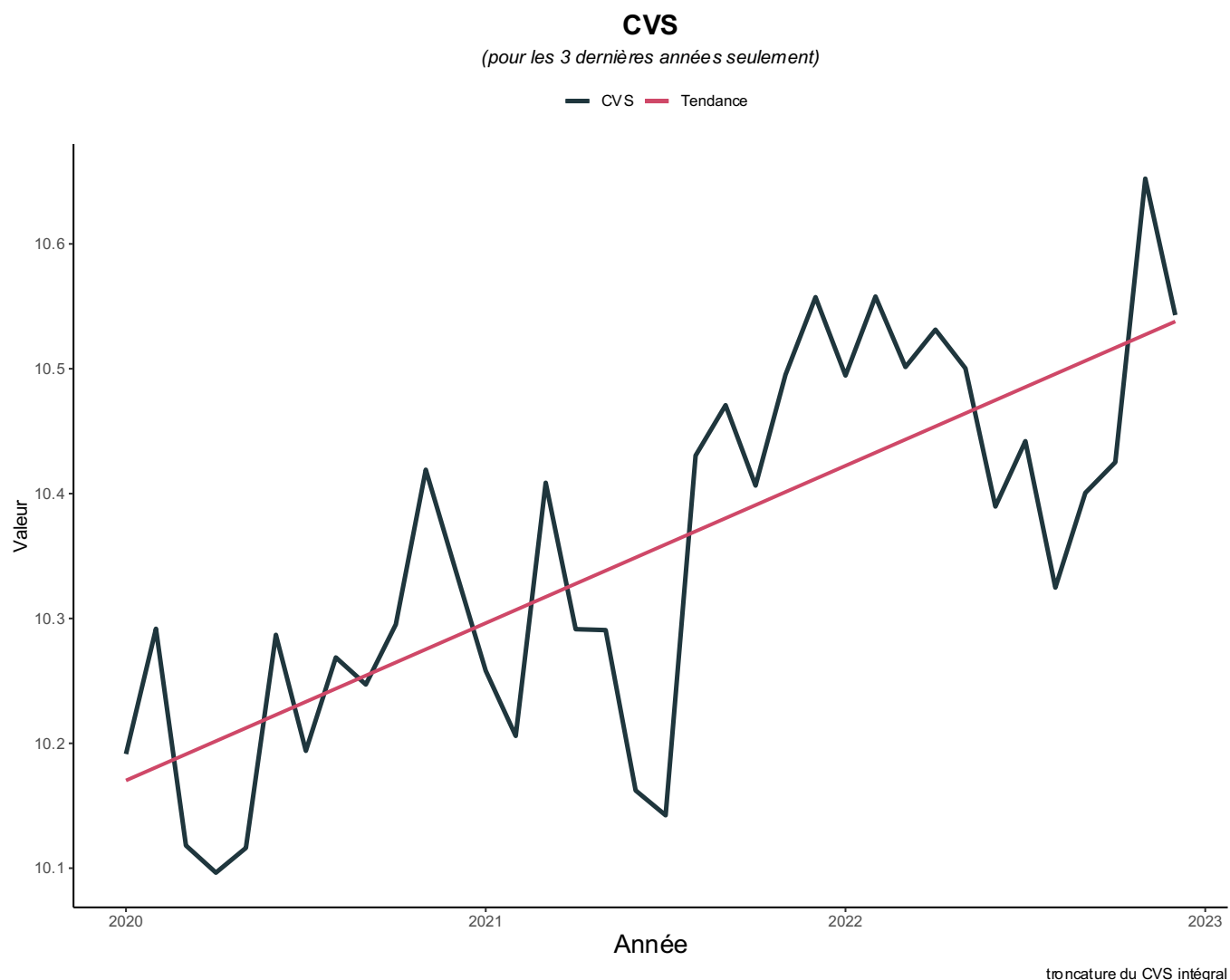
Le graphique ci-dessus représente le composant saisonnier en zoomant sur une seule année afin de voir plus clairement sa variation au fil des mois. On observe un pic au mois d'Avril vers 1.2, puis une baisse jusqu'en Août à 0.8, pour remonter ensuite vers 1.05 en fin Décembre.

SÉRIE AJUSTÉE



La série ajustée de production d'électricité éolienne aux États-Unis, représentée par un graphique sur une période de 22 ans, présente deux courbes distinctes : les données réelles en noir et la série ajustée en rouge. L'ajustement de la série vise à modéliser ou à estimer la tendance sous-jacente de la production d'électricité éolienne, si les variations saisonnières avaient été parfaitement périodiques et s'il n'y avait pas eu de composante résiduelle. La série ajustée suit donc les données réelles, mais montre une évolution où seuls les coefficients saisonniers exercent une influence significative sur la production.

CORRECTION DES VARIATION SAISONNIÈRES

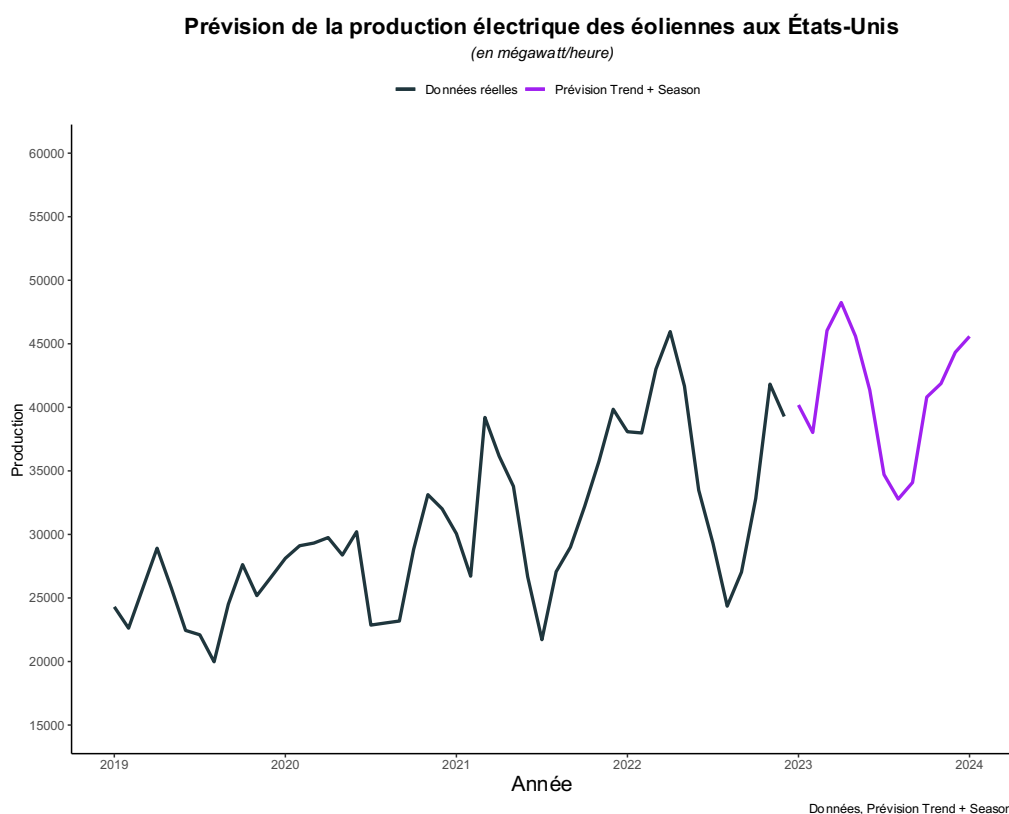


Ce graphique illustre la correction des variations saisonnières de la production d'électricité éolienne aux États-Unis au cours des trois dernières années (les CVS en noir et la tendance en rouge). En éliminant les fluctuations cycliques, cette correction nous permet de mettre en lumière de manière plus précise les tendances à long terme, réduisant ainsi le risque d'interprétation erronée des données.

PRÉVISION ANNÉE 2023

Nous entamons maintenant des prévisions pour l'année 2023 en utilisant trois méthodes distinctes : la tendance + les coefficients saisonniers, la méthode de Holt-Winters, et la méthode ARMA.

1. Tendance + Coefficients Saisonniers :

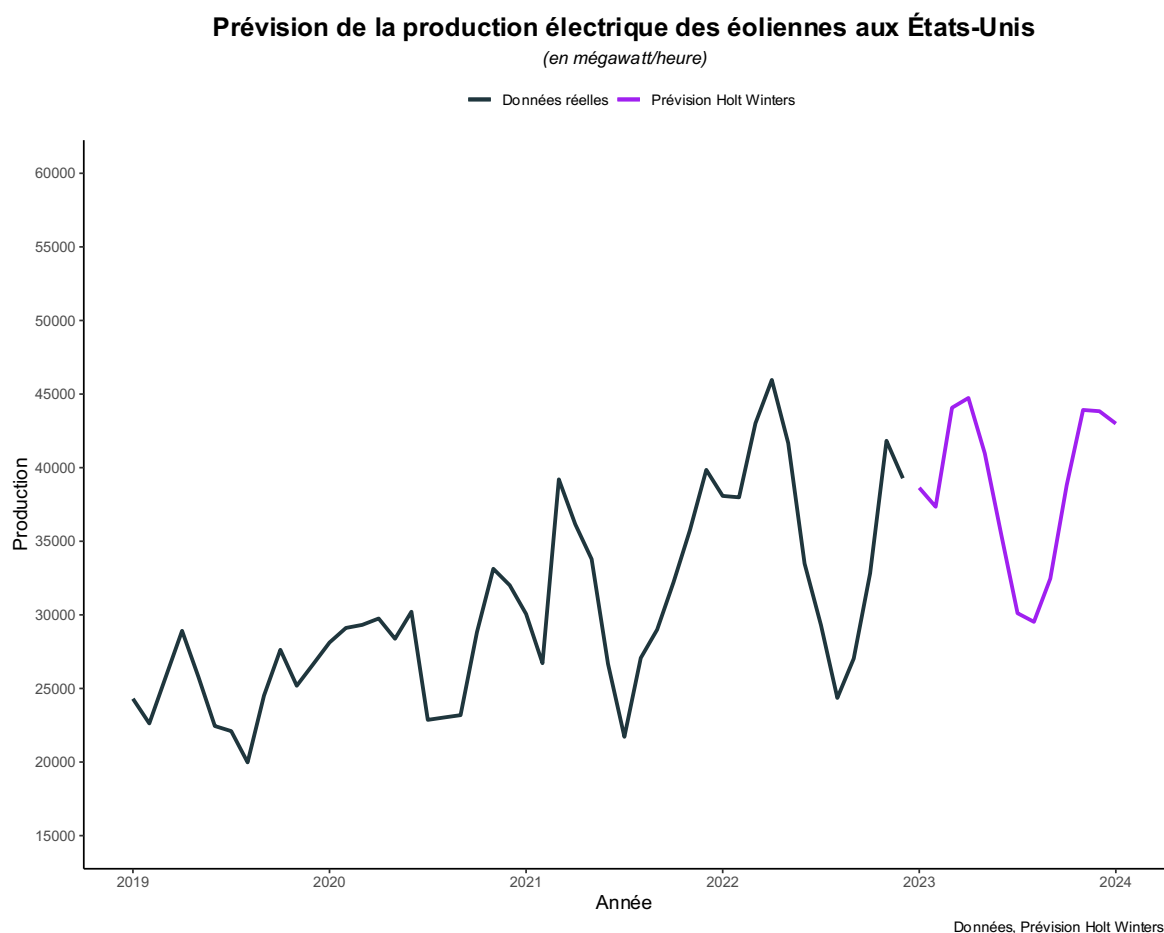


La méthode Tendance + Coefficients Saisonniers est basée sur la décomposition de la série temporelle en trois composantes principales : la tendance, la composante saisonnière, et les résidus. La décomposition est effectuée pour comprendre les motifs temporels sous-jacents et isoler les structures récurrentes. Ensuite, une régression linéaire est appliquée à la composante saisonnière pour modéliser son comportement, permettant ainsi de faire des prévisions futures.

Le graphique présente les données réelles de la série temporelle sous la forme d'une courbe noire, tandis que les prévisions sont représentées par la courbe violette. L'observation principale est la présence d'un pic suivi d'une baisse, puis d'une remontée pour l'année 2023, conformément aux tendances historiques. Le pic est anticipé pour le début d'année, avec une production électrique éolienne maximale estimée entre 45 000 et 50 000 mégawattheures. La baisse est projetée entre le deuxième et troisième semestre de 2023, avec une valeur minimale attendue entre 30 000 et 35 000 mégawattheures. Puis une remontée est prévue, jusqu'à environ 45 000 mégawattheures en fin d'année.

La méthode Tendance + Coefficients Saisonniers indique une prévision de production électrique éolienne en 2023 suivant une tendance similaire aux années précédentes, avec un pic suivi d'une baisse puis une remontée jusqu'en fin d'année. Ces résultats renforcent la cohérence des projections et fournissent des informations cruciales pour la planification énergétique à venir.

2. Holt-Winters :



La méthode de Holt-Winters est une technique de prévision de séries temporelles qui prend en compte la tendance, la saisonnalité, et les composants résiduels. C'est une méthode de lissage exponentiel triple, qui utilise une combinaison linéaire des niveaux, des tendances, et des composants saisonniers pour générer des prévisions. Elle est particulièrement efficace pour modéliser des séries temporelles présentant des tendances et des motifs saisonniers.

Sur le graphique, les données réelles de la série temporelle sont représentées par la courbe noire, tandis que les prévisions apparaissent en violet. On observe clairement un pic au premier trimestre de l'année et une baisse au deuxième et troisième trimestre, puis une remontée en fin d'année, ce qui est conforme aux tendances observées dans la méthode précédente. Les valeurs de prévision sont légèrement inférieures à celles obtenues avec la méthode Tendance + Coefficients Saisonniers.

Le pic est projeté à environ 45 000 mégawattheures, avec une baisse estimée à un peu moins de 30 000 mégawattheures et une fin d'année légèrement en deçà de 45 000.

La méthode de Holt-Winters confirme les tendances générales observées dans les autres méthodes, avec un pic suivi d'une baisse et d'une remontée en fin d'année pour l'année 2023. Bien que les valeurs de prévision soient légèrement inférieures, la cohérence entre les méthodes renforce la confiance dans les résultats de prévision.

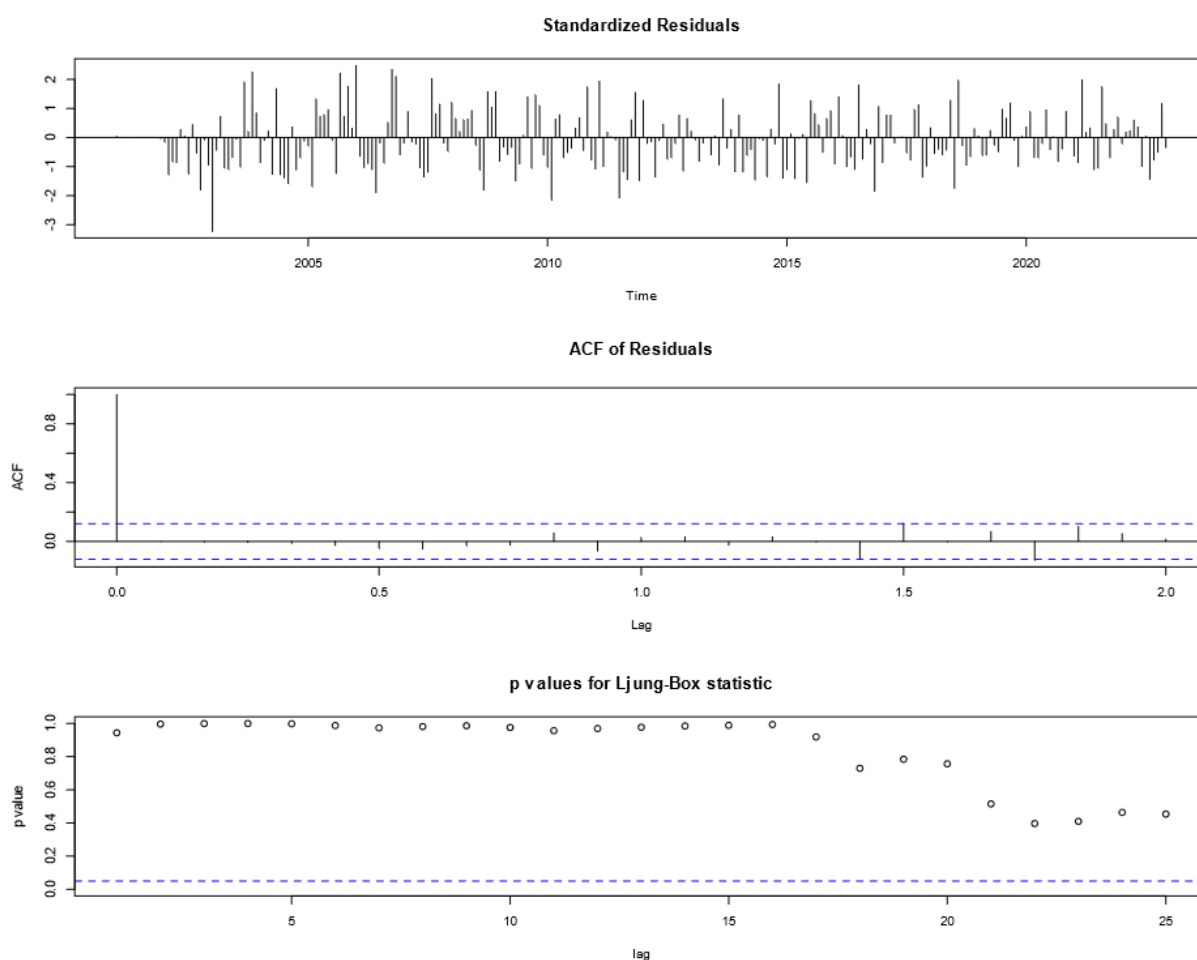
3. ARMA :

La méthode ARMA (AutoRegressive Moving Average) est une approche statistique pour modéliser les séries temporelles. Elle combine deux composantes principales : l'autorégression (AR), qui capture les relations linéaires entre les observations successives, et la moyenne mobile (MA), qui modélise les erreurs résiduelles de la série. Ensemble, elles fournissent une représentation robuste des motifs temporels complexes.

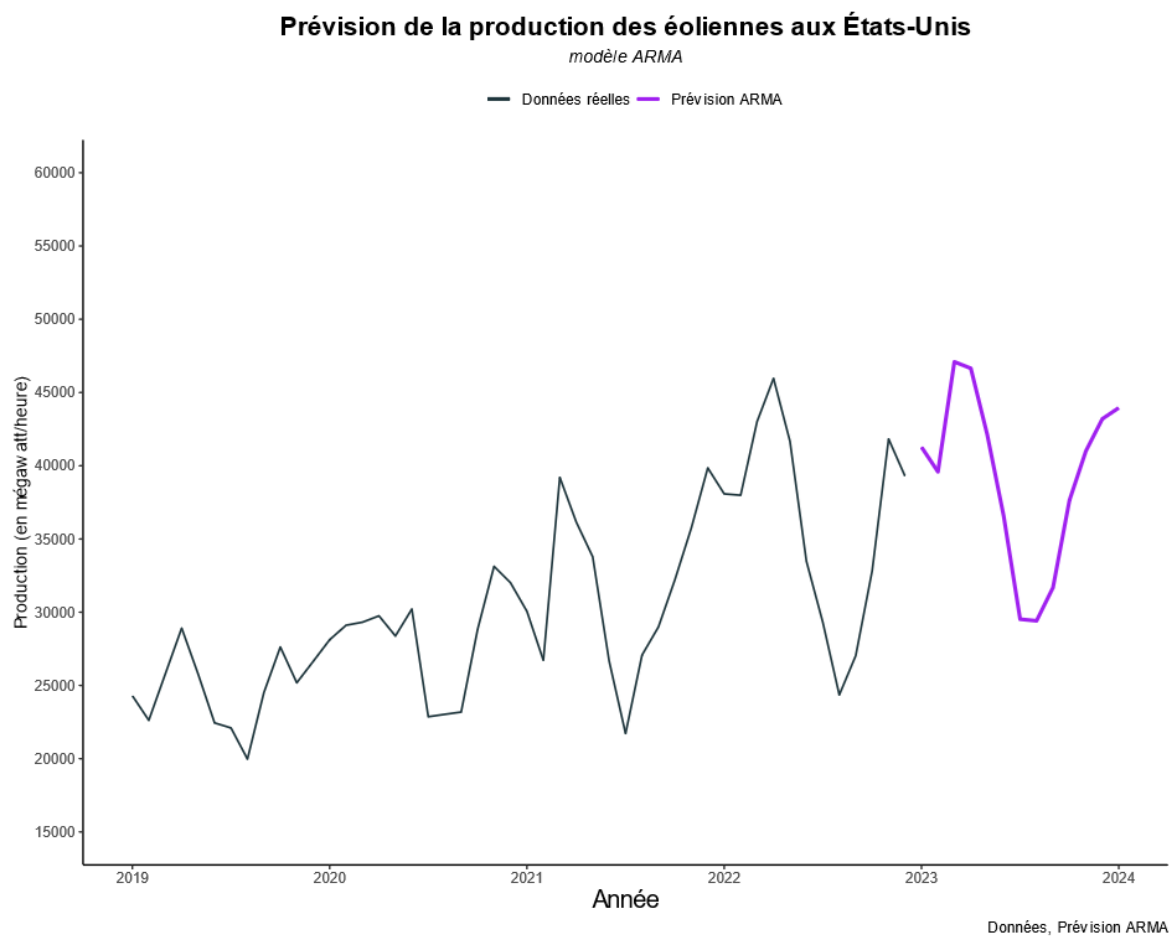
Pour appliquer ARMA, nous avons effectué plusieurs étapes, débutant par la stationnarisation des données. Cette étape est essentielle pour l'application du modèle ARMA, en assurant une moyenne constante de -0.00298 dans notre cas.

Par la suite, l'analyse de la fonction d'autocorrélation (ACF) pour l'ordre 1 de l'ARMA a permis d'identifier les ordres AR et MA optimaux du modèle. En complément, la fonction d'autocorrélation partielle (PACF) a été utilisée pour déterminer l'ordre du terme AR.

Ces étapes résument notre approche pour modéliser le processus ARMA, nous permettant ainsi de définir un modèle adéquat pour effectuer la prédiction.

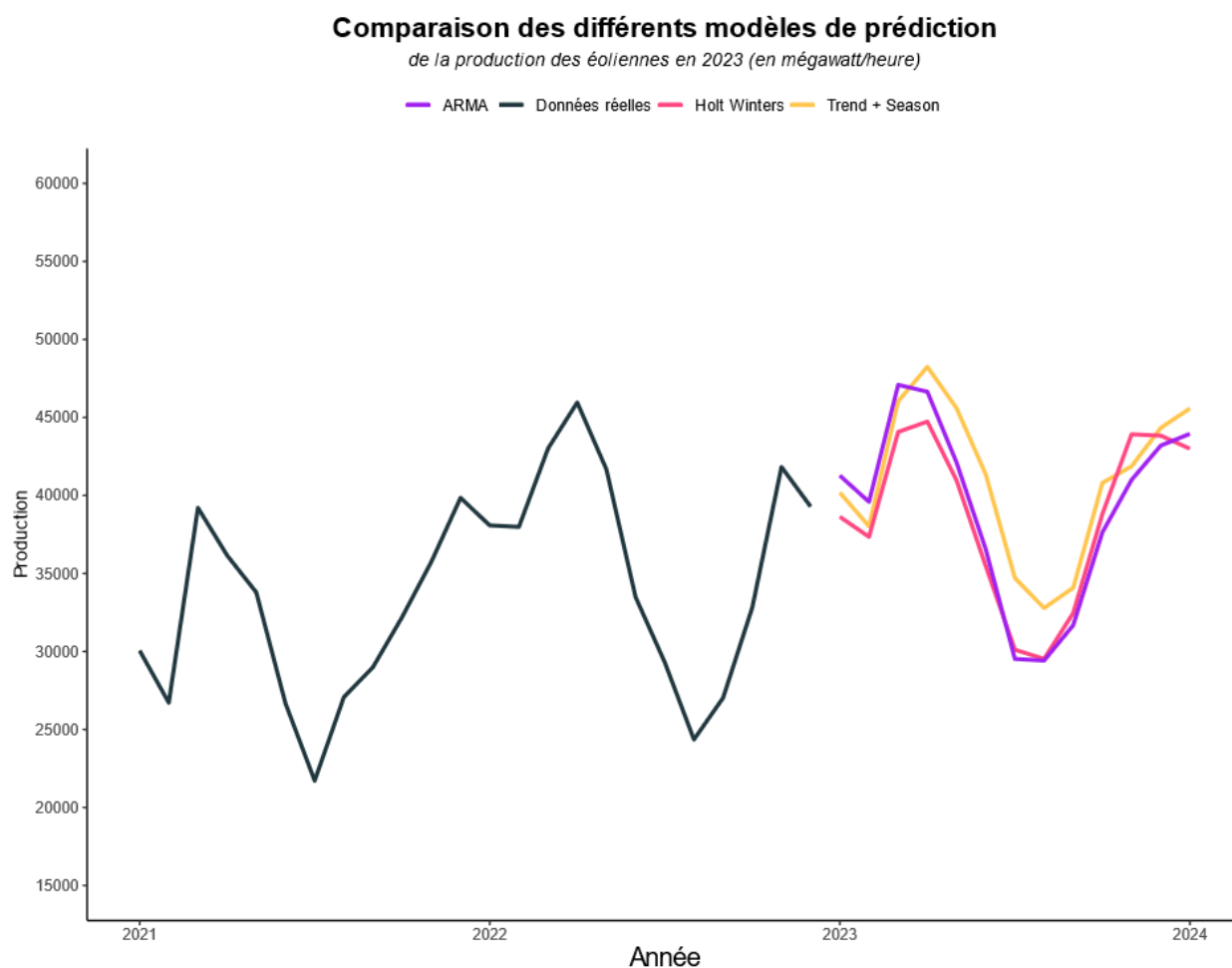


Prévision :



Le graphique final montre les prévisions générées par le modèle ARMA pour l'année 2023. Comme dans les méthodes précédentes, un pic suivi d'une baisse et d'une remontée en fin d'année sont observés, avec le pic estimé entre 45 000 et 50 000 mégawattheures et la baisse autour de 30 000 mégawattheures.

4. Comparaison des Méthodes + Conclusion :



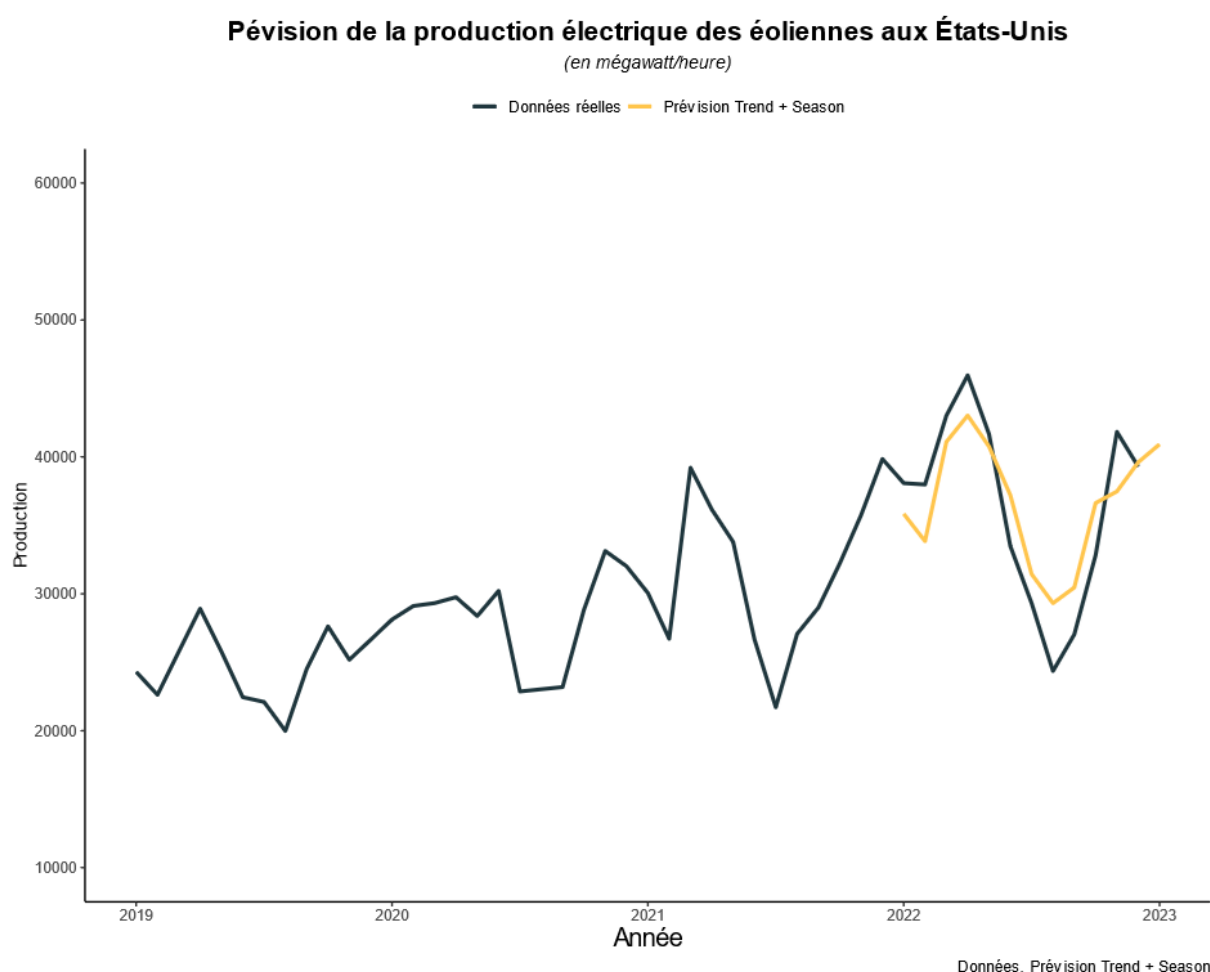
Le graphique comparatif illustre les prévisions des trois méthodes simultanément. La méthode Tendence + Coefficients Saisonniers suggère des valeurs légèrement plus élevées que Holt-Winters et ARMA.

Les trois méthodes convergent vers des schémas similaires de production éolienne en 2023, avec des pics au premier semestre et des baisses au second semestre. Bien que la méthode Tendence + Coefficients Saisonniers indique des valeurs légèrement plus élevées, la cohérence entre les méthodes inspire confiance dans les résultats de prévision, fournissant ainsi des informations utiles pour la planification énergétique future.

RÉÉVALUATION DES PRÉVISIONS POUR 2022

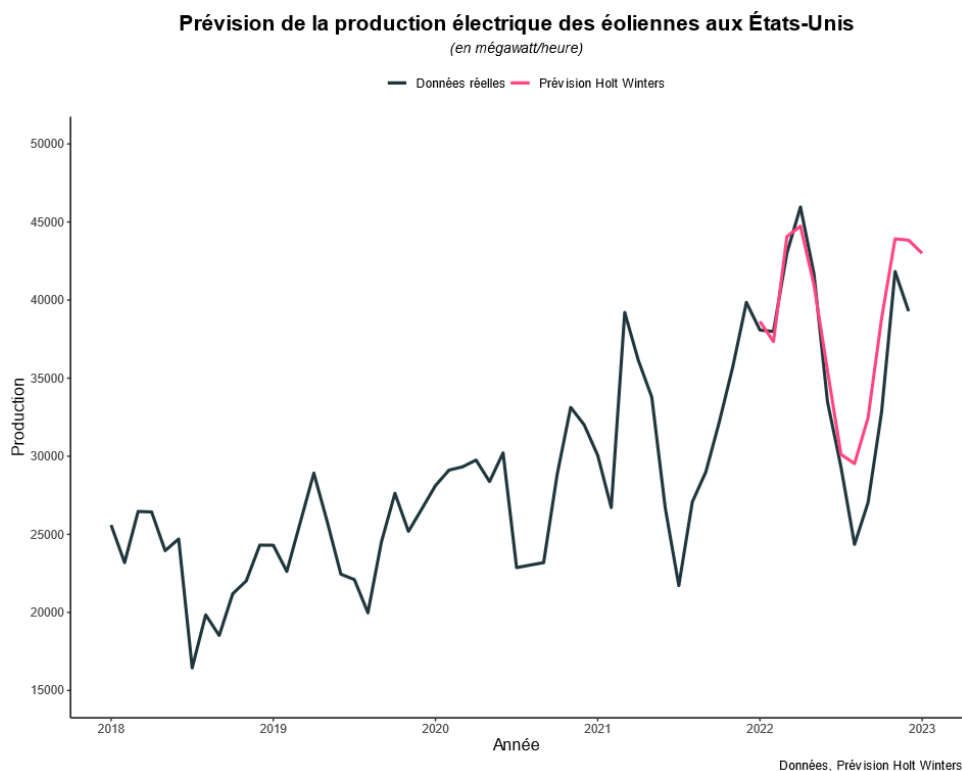
Nous allons maintenant effectuer des prévisions pour l'année 2022 en utilisant les données de 2001 à 2021. Nous allons appliquer les mêmes trois méthodes de prévision : Tendence + Coefficients Saisonniers, Holt-Winters et ARMA.

1. Tendence + Coefficients Saisonniers :



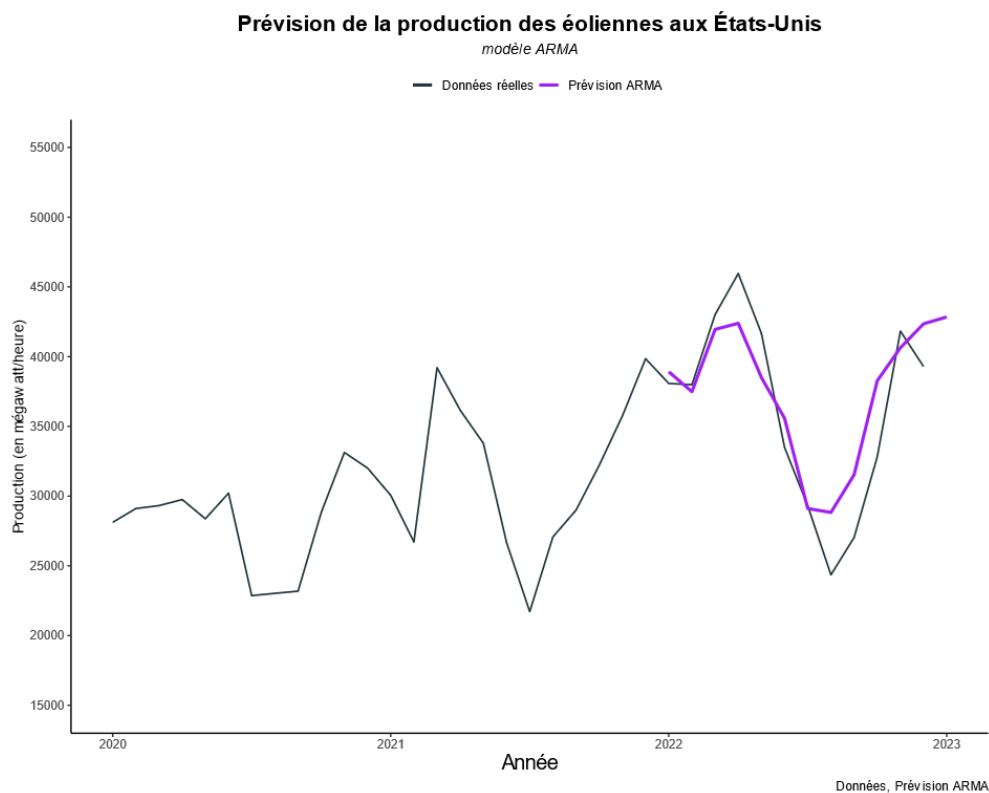
Sur le graphique, nous comparons les données réelles avec les prévisions de la méthode tendance + saison. Les données réelles présentent des chiffres plus extrêmes que les prévisions, avec au pic du premier semestre une différence d'environ 5 000 mégawatts-heures, et aussi à la baisse, où l'on peut voir une différence légèrement supérieure à 5 000 mégawatts-heures entre les données réelles et les prévisions.

2. Holt-Winters :



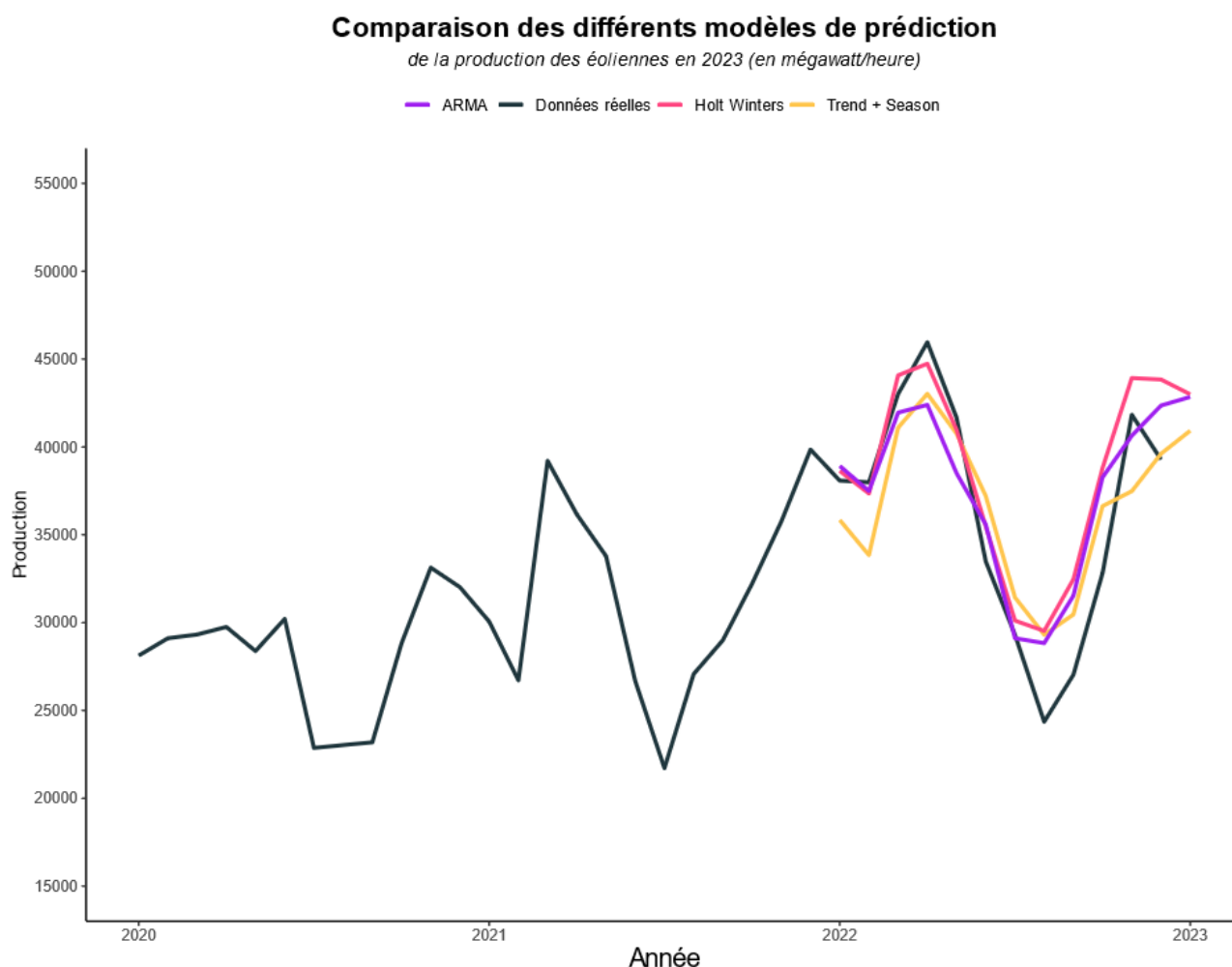
Les prévisions de Holt-Winters sont assez précises pour le pic, avec des valeurs proches de 45 000 mégawatts-heures et une petite différence entre les données réelles et prévues. Cependant, il y a un écart important pour les valeurs de baisse. Alors que les données réelles sont un peu inférieures à 25 000 mégawatts-heures, les prévisions sont situées autour de 30 000.

3. ARMA :



Pour ARMA, toutes les étapes ont été suivies comme précédemment, avec la stationnarisation ayant une moyenne de -0.00215 et les graphiques de décision ACF et PACF. Sur le graphique de prévision, les valeurs sont situées au milieu, similairement à la méthode tendance + saison, avec quelques différences, surtout au niveau des pics, où la différence est d'environ 5000 mégawattheures.

4. Comparaison et Résultats :



Le dernier graphique compare les données réelles avec les prévisions de toutes les méthodes utilisées. Après le calcul de l'erreur quadratique moyenne pour chaque méthode de prévision, les résultats sont les suivants :

- Méthode Tendance + Saison : 0.00266021
- Méthode Holt-Winters : 0.01804201
- Méthode ARMA : 0.01335775

Selon les résultats, la méthode **Tendance + Saison** semble être la plus performante en termes de précision de la prévision pour l'année 2022. La faible valeur d'erreur quadratique moyenne indique une meilleure adéquation entre les prévisions et les données réelles, renforçant ainsi la recommandation d'utiliser cette méthode spécifique pour les prévisions futures.

SYNTHÈSE ET CONCLUSION

En conclusion, notre étude des données de production d'électricité éolienne aux États-Unis sur la période de 2001 à 2022 a été suivie d'une analyse prévisionnelle pour l'année 2022, réalisée à l'aide de trois méthodes distinctes : tendance + saison, Holt-Winters et ARMA. Après une comparaison minutieuse des résultats et prise en compte de l'erreur quadratique moyenne (EQM), il est évident que la méthode de tendance + saison a démontré une précision supérieure dans la prédiction des données pour ce cas particulier.

La prise en compte efficace des variations saisonnières par la méthode de tendance + saison s'est avérée cruciale, renforçant la fiabilité des prévisions dans le contexte de la production d'électricité éolienne. Les saisons, qui influent significativement sur la production, ont été correctement capturées par cette méthode, améliorant ainsi la justesse des prédictions.

En considérant la simplicité de compréhension et de mise en œuvre de la méthode de Tendance + Coefficients Saisonniers par rapport à Holt-Winters et ARMA, il est recommandé d'adopter cette approche pour la prédiction des données de l'année 2023. Une modélisation plus simple offre des résultats plus stables, réduisant le risque de surajustement et permettant d'obtenir des valeurs de prédiction plus proches de la réalité. Ainsi, notre étude suggère que la méthode de Tendance + Coefficients Saisonniers est la plus appropriée pour anticiper la production d'électricité éolienne aux États-Unis pour l'année à venir.

-

ENGLISH SUMMARY

Our comprehensive analysis of wind electricity production data in the United States from 2001 to 2022 culminated in a predictive study for 2022, employing three distinct methods: trend + season, Holt-Winters, and ARMA. Through this analysis, we compared the predicted outcomes with the actual results, considering the Mean Squared Error for each method. This meticulous examination led us to a clear conclusion: the trend + season method demonstrated superior accuracy in forecasting data for this specific scenario.

This method accounts for seasonal variations, capturing the influence of seasons and contributing to an overall improvement in prediction accuracy. Considering that the trend + season method is also more accessible in terms of implementation and understanding, we recommend its use for forecasting wind electricity production trends in the United States for 2023.

-