

Rapport: Energie nucléaire

08/01/2024



MAËLLE BEUGNIEZ
MERIAM BOUMEDIENE
AWA NDIAYE

SOMMAIRE

- P.3** INTRODUCTION
- P.4** MMC12 ET COURBE DE REGRESSION
- P.5** DÉCOMPOSITION
- P.6** RÉSIDUS ET TENDANCE
- P.7** CVS
- P.8** BOXPLOT
- P.9** PREDICTION 2023
- P.10** EQM
- P.11** CONCLUSION

INTRODUCTION

Nous avons entrepris une analyse approfondie des données de production nucléaire fournies par l'Administration américaine de l'information sur l'énergie (EIA). En tant que membres d'une équipe de statisticiens, notre mission est d'explorer les tendances, les schémas saisonniers, et de développer des prévisions pour l'année 2023. L'EIA, en tant qu'acteur clé du Système fédéral américain de statistiques, joue un rôle crucial en collectant, analysant et diffusant des informations énergétiques pour orienter les politiques, favoriser des marchés efficients, et promouvoir la compréhension publique de l'énergie et de son interaction avec l'économie et l'environnement.

Cette étude se concentre sur les séries temporelles mensuelles de production nucléaire entre 2001 et 2022, détaillées par type de production. À travers l'application de méthodes statistiques avancées, tel que de nombreuses méthodes de prévisions (Holt-Winters, ARMA, Trend + Seasons), nous allons essayer de comprendre ce qui se cache derrière ces informations essentielles. Ce rapport synthétisera nos résultats, montreras les tendances observées, et anticipera les projections pour l'avenir de la production nucléaire aux États-Unis.

Dans le cadre de notre analyse de la série temporelle de production d'énergie nucléaire aux États-Unis sur la période 2001-2022, nous avons utilisé le langage de programmation R en utilisant les bibliothèques "tseries" et "forecast".



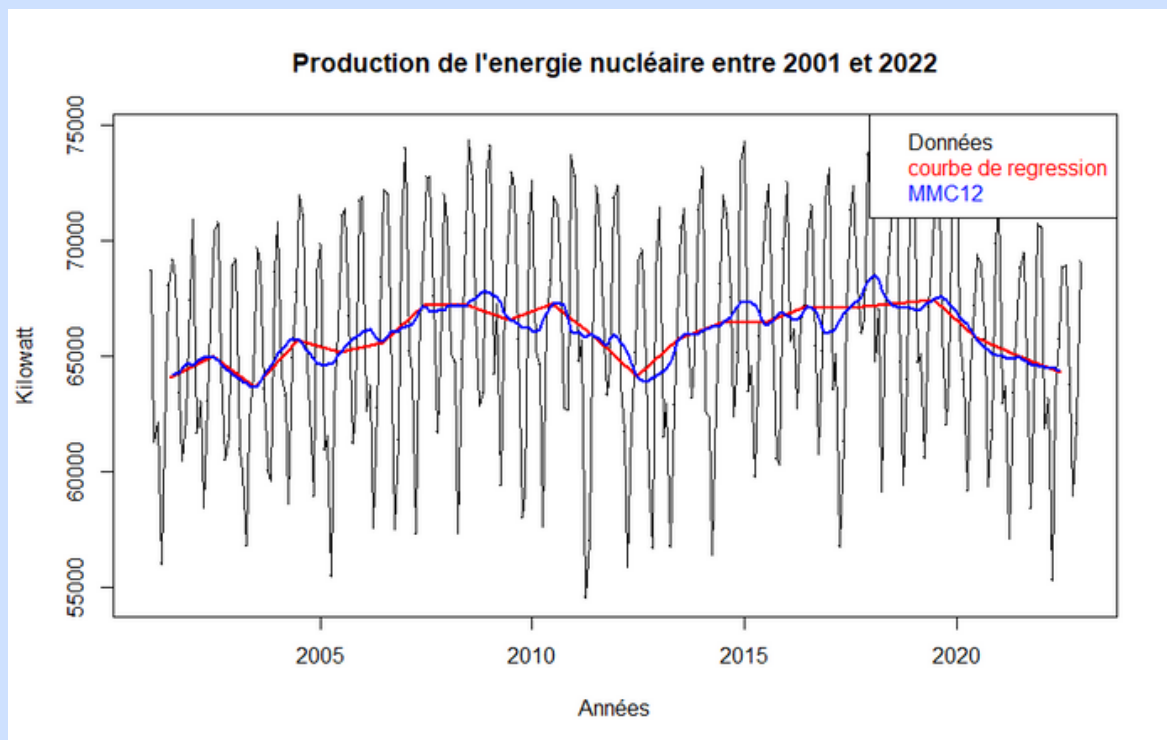
MMC12 ET COURBE DE REGRESSION

Nous avons commencé par tracer la série temporelle, mettant en évidence les fluctuations mensuelles de la production d'énergie nucléaire. La tendance générale a été explorée en utilisant un filtre de moyennes mobiles (MMC) avec une fenêtre de 12 mois, ainsi qu'une courbe de régression basée sur les moyennes annuelles.

La courbe de régression des moyennes annuelles (en rouge) offre une vue claire de la tendance générale de la production d'énergie nucléaire au fil des années. Cette méthode permet de lisser les variations mensuelles et de mettre en évidence les grandes tendances à long terme.

Les moyennes mobiles centrées (MMC12) ont également été appliquées pour accentuer la tendance générale tout en minimisant les fluctuations mensuelles. La courbe en résultat (en bleu) offre une représentation lissée de la série temporelle.

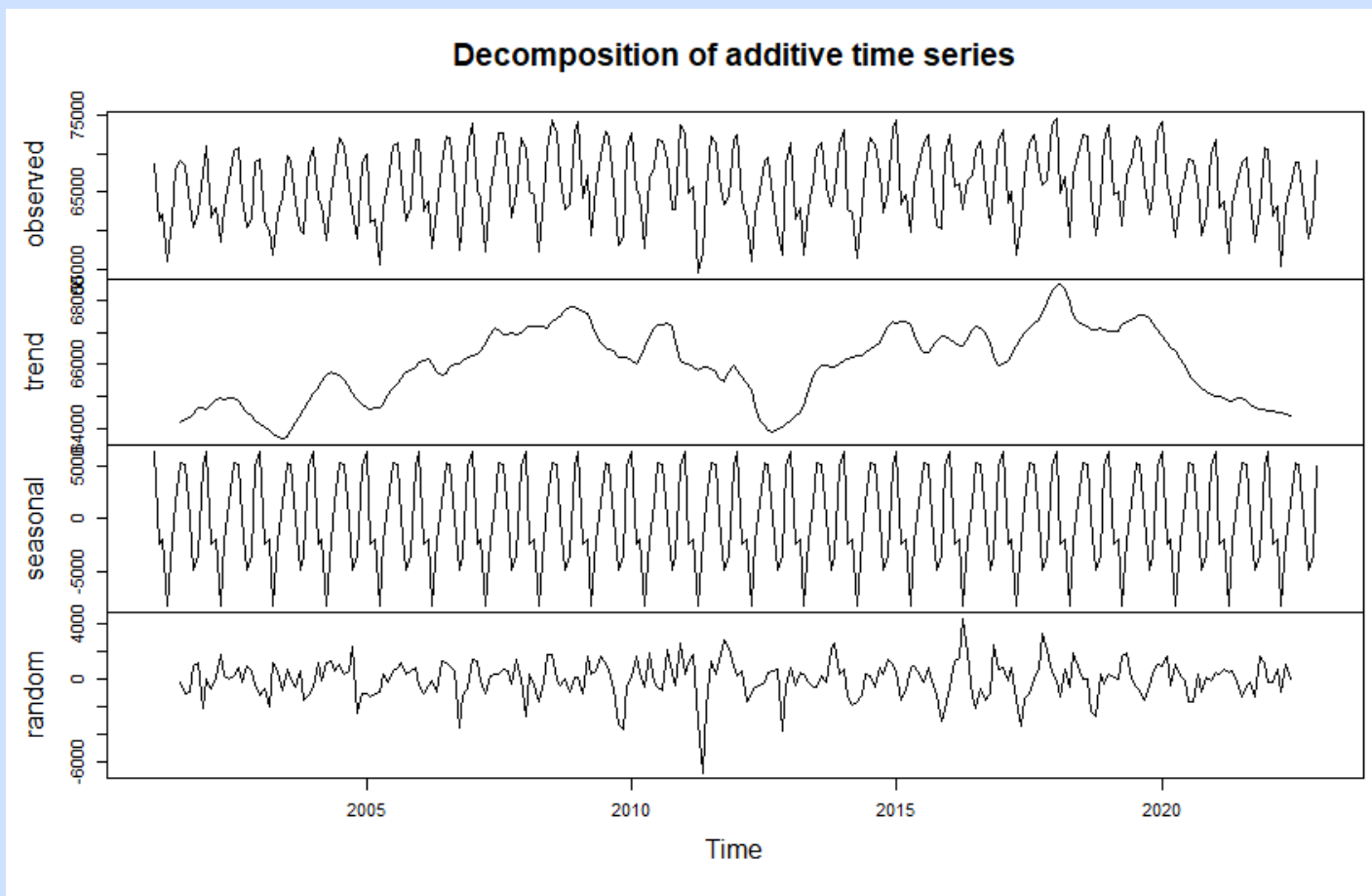
En conclusion, notre première exploration des données de production d'énergie nucléaire aux États-Unis a révélé des tendances significatives au fil des années. La combinaison de la courbe de régression des moyennes annuelles et des MMC12 a permis de mettre en évidence la dynamique sous-jacente de la série temporelle. Les prochaines étapes incluront une analyse plus approfondie des composants saisonniers et une prévision pour l'année 2023.



DÉCOMPOSITION

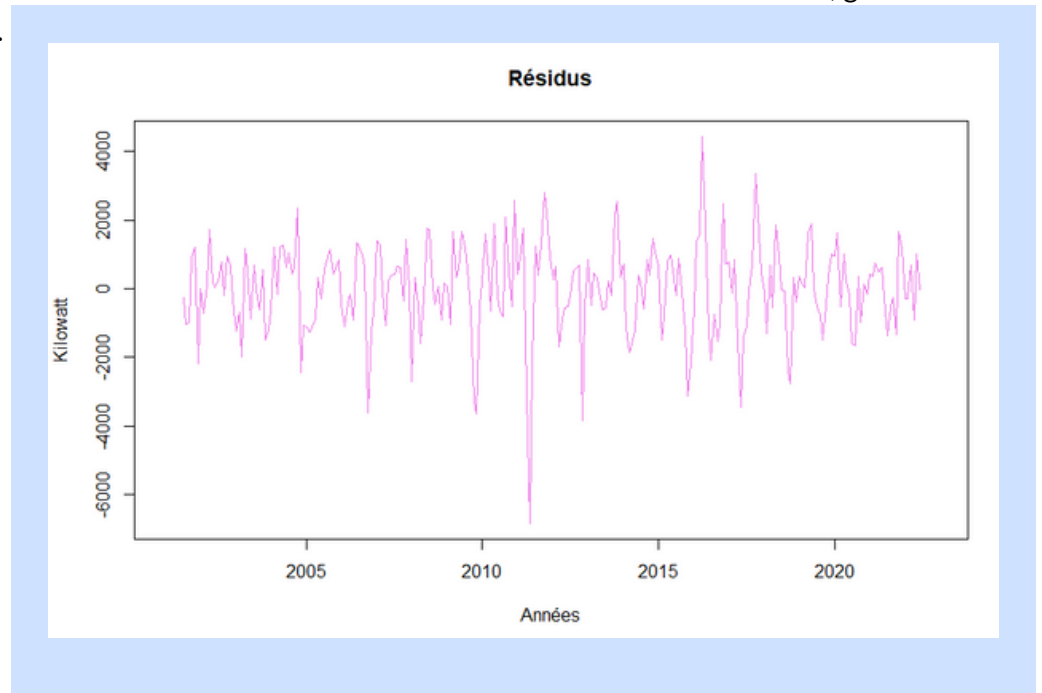
Suite à cela, nous avons effectué une décomposition de la série en ses composants essentiels. En utilisant la fonction `decompose` du package "tseries" avec une méthode additive, nous avons extrait les éléments constitutifs, à savoir la tendance, la composante saisonnière et les résidus.

Les résultats ont été visuellement représentés à l'aide de différents graphiques. La première figure offre une vue globale de la décomposition, présentant clairement la tendance, la saisonnalité et les résidus.

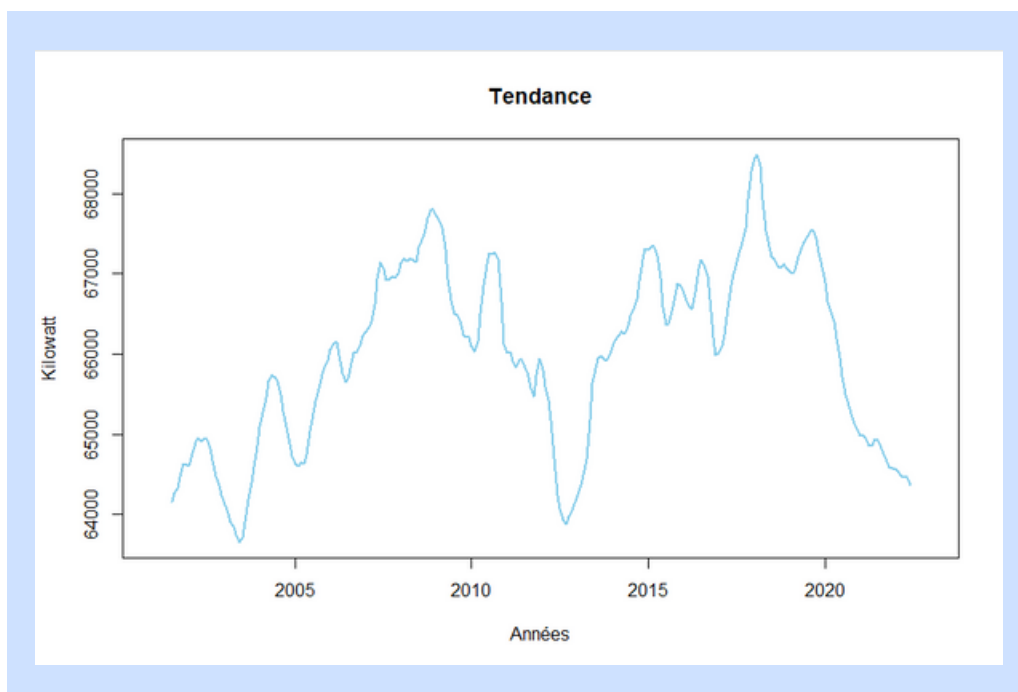


RÉSIDUS ET TENDANCE

L'examen du graphique des résidus, montre les différences entre les valeurs réelles et celles prédites par notre modèle de décomposition pour la production d'énergie nucléaire au fil du temps. Ce graphique facilite la perception de ces variations résiduelles. Nous pouvons ici repérer des schémas ou des irrégularités qui signale des comportements inhabituels dans la production d'énergie nucléaire. Cette étape est importante car elle nous aide à vérifier si notre modèle saisit correctement les tendances et les variations, garantissant ainsi la fiabilité de nos résultats.



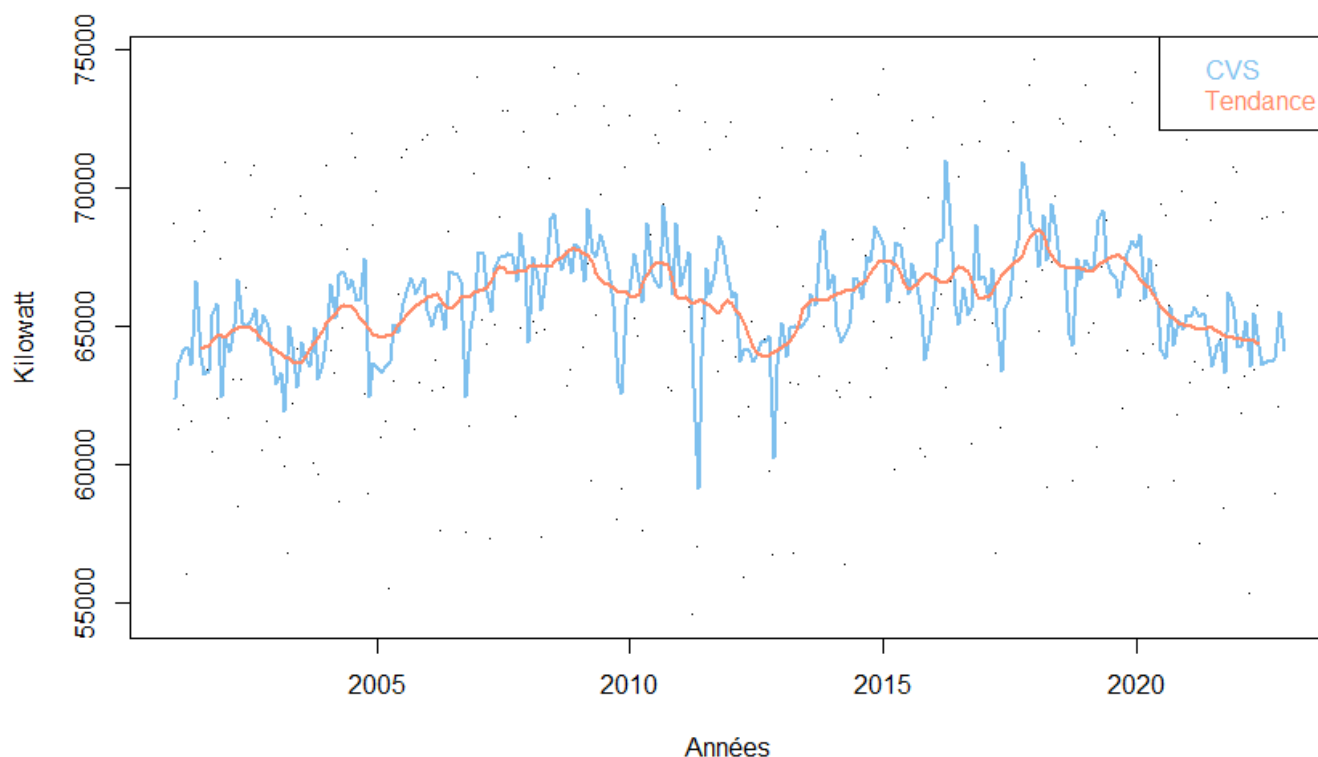
Le graphique de tendance, issu de la décomposition de la série temporelle de production d'énergie nucléaire, offre une vue claire des tendances à long terme. Nous pouvons voir les changements significatifs et les tendances générales au fil des années, le schéma est répétitif, une montée de 2004 à 2009 ainsi que de 2013 à 2017, puis un pique en 2009 et en 2018 puis une baisse de 2009 à 2013 et de 2018 à 2021. Comprendre cette tendance est crucial pour percevoir les évolutions dans la production d'énergie nucléaire, en allant au-delà des variations saisonnières. En examinant ce graphique, nous pouvons repérer des périodes de croissance, de stabilité ou de déclin, ce qui fournit des indications utiles pour les décisions stratégiques et les prévisions futures.



COEFFICIENT DE VARIATION SAISONNIER (CVS)

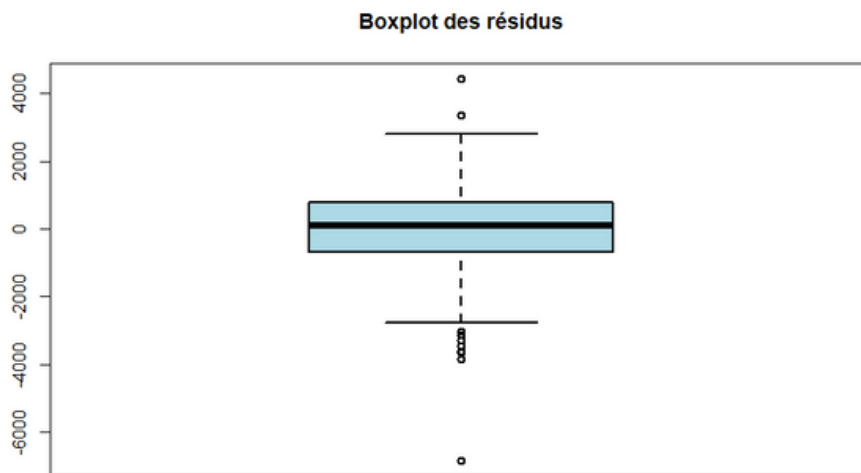
Nous avons procédé à la création et à l'analyse de la série désaisonnalisée de la production d'énergie nucléaire en utilisant le Coefficient de Variation Saisonnier (CVS). La visualisation de la série désaisonnalisée, présentée dans le graphique, démontre une perspective de la production d'énergie nucléaire, éliminant les effets saisonniers sur les 36 mois. La courbe bleu représente la série temporelle ajustée saisonnièrement à l'aide du CVS, offrant une vision plus claire des tendances. Cette approche permet de mettre en évidence les variations à long terme et de révéler les éventuelles anomalies saisonnières. En parallèle, la courbe saumon illustre les moyennes mobiles centrées (MMC) appliquées à la série CVS, accentuant ainsi la tendance générale. Cette étape est cruciale pour identifier les variations significatives et les schémas temporels persistants au-delà des effets saisonniers. L'analyse de la série désaisonnalisée par le biais du CVS offre une perspective essentielle pour mieux comprendre la production d'énergie nucléaire, en isolant les influences saisonnières et en fournissant une base solide pour nos prévisions futures.

Production de l'énergie nucléaire entre 2001 et 2022



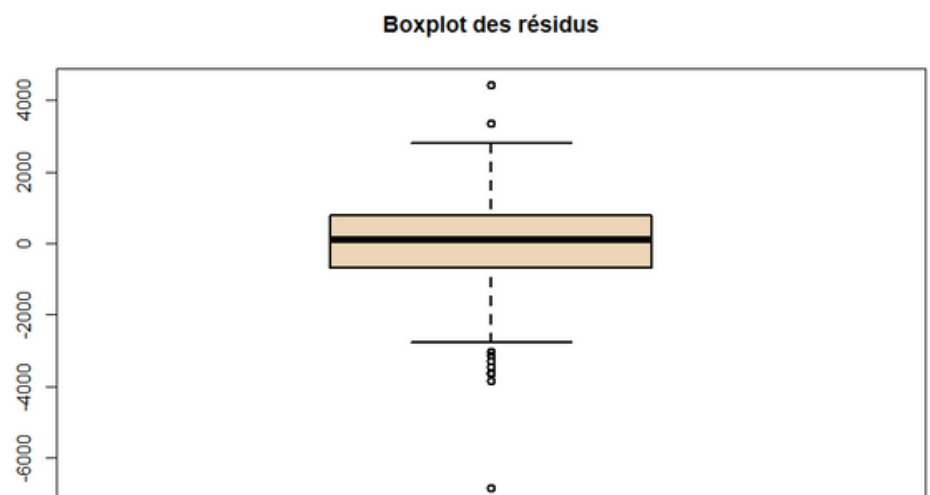
BOXPLOT

Les résidus, représentant les variations résiduelles après la décomposition de la série temporelle, ont été analysés pour évaluer les irrégularités non expliquées par la tendance et la saisonnalité. La moyenne des résidus (-0.283), calculée sans prendre en compte les valeurs manquantes, fournit une mesure centrale de ces écarts non systématiques. Le graphique des résidus met en évidence la distribution des écarts autour de zéro, aidant ainsi à détecter d'éventuels schémas ou comportements inattendus dans les données résiduelles. La ligne d'abline à zéro sert de référence visuelle pour évaluer l'équilibre entre les résidus positifs et négatifs. De plus, le boxplot des résidus offre une vue de la distribution des écarts, permettant d'identifier la présence d'éventuels valeurs aberrants ou asymétries, représentée par des points.



```
x - seasonal
Min.    :-6828.462
1st Qu.: -692.591
Median :  106.994
Mean    :  -0.283
3rd Qu.:  791.367
Max.    : 4425.602
NA's    :12
```

Le boxplot des résidus a été modifié en recentrant les données autour de zéro, en soustrayant la moyenne des résidus à chaque observation. Cette transformation permet de mieux mettre en évidence les variations par rapport à la moyenne. Le nouveau graphique, avec une teinte de couleur différente ("bisque2"), offre une vue améliorée des écarts par rapport à la moyenne, en mettant l'accent sur la présence d'éventuelles valeurs extrêmes et sur la symétrie des résidus autour de zéro. Cette adaptation facilite une évaluation plus précise des résidus et permet de détecter plus clairement tout schéma non vu par les composantes saisonnières et de tendance dans la décomposition de la série temporelle.



```
x - seasonal
Min.    :-6828.2
1st Qu.: -692.3
Median :  107.3
Mean    :    0.0
3rd Qu.:  791.6
Max.    : 4425.9
NA's    :12
```


PRÉDICTION DE LA PRODUCTION ANNÉE 2023

Trend + Season

Cette méthode de prévision combine la tendance estimée à partir d'une régression linéaire avec la composante saisonnière extraite de la décomposition de la série temporelle. En utilisant une règle linéaire, elle calcule comment les chiffres montent ou descendent en moyenne, et avec cela, elle anticipe ce qui pourrait se passer en 2023.

Le graphique montre la série temporelle de la production d'énergie nucléaire avec la ligne violette, les données CVS ajustées saisonnièrement, et la prévision basée sur la méthode Trend + Season.

Holt-Winters

La méthode Holt-Winters, s'appuie sur une technique qui prend en compte la tendance, les saisons, et les erreurs aléatoires dans les données historiques de production d'énergie nucléaire. En utilisant les calculs issus de Holt-Winters, elle projette la tendance future en prenant en compte différents aspects.

Le graphique illustre la production d'énergie nucléaire ainsi que la prévision pour l'année 2023 avec cette méthode. La ligne rose représente cette prévision, prenant en compte la tendance observée, les variations saisonnières, et les erreurs aléatoires.

ARMA

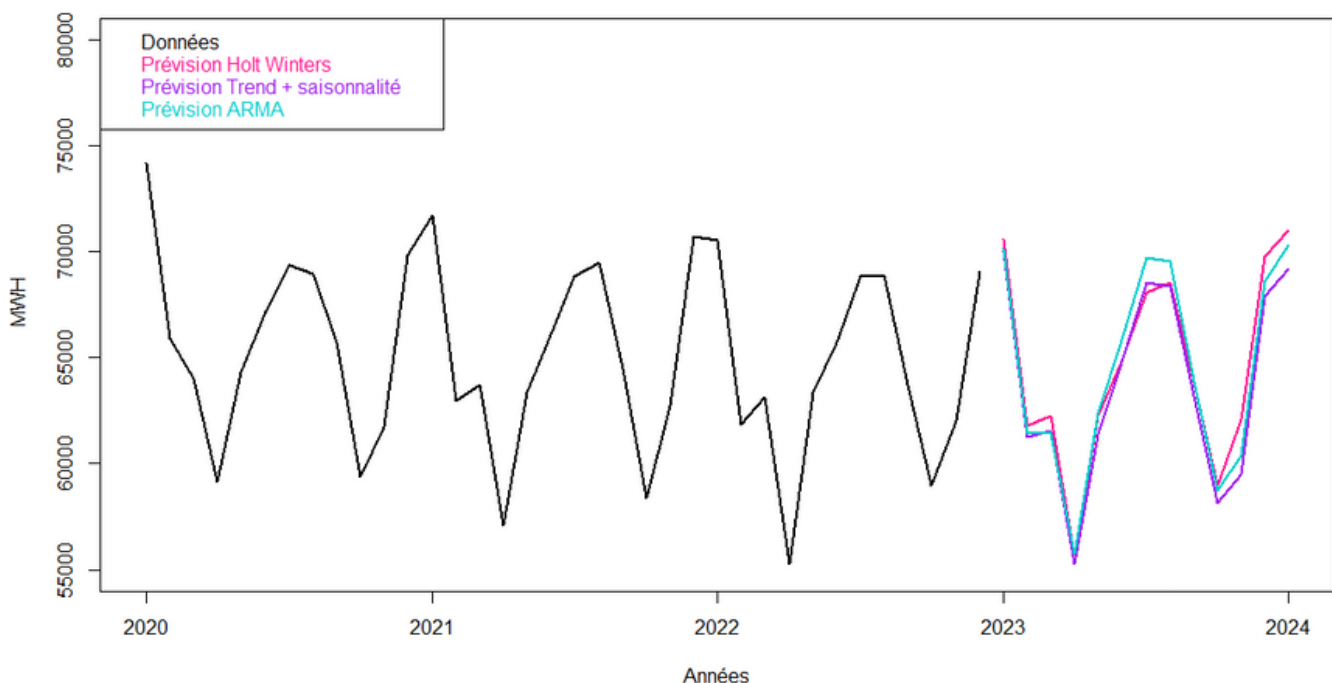
La méthode ARMA, combine des aspects d'autorégression (AR) et de moyenne mobile (MA) pour faire la prédiction de l'énergie nucléaire. Elle commence par rendre la série de données stationnaire en effectuant des différenciations, puis analyse les autocorrélations pour déterminer les paramètres du modèle ARMA.

Après avoir identifié le modèle ARIMA (ARIMA(6,1,6)) avec composante saisonnière

(P=1, D=1, Q=1) comme le plus approprié (z3), les résidus du modèle sont évalués pour garantir leur adéquation. La ligne bleue dans le graphique représente la prévision pour 2023, dérivée du modèle ARMA.

On observe que les trois méthodes ont une prédiction assez semblable. On voit tout de même que la méthode ARMA prédit un pique à la mi-saison plus important que les autres méthodes.

Prévision de la production nucléaire 2023



L'ERREUR QUADRATIQUE MOYENNE DES PRÉVISIONS

Pour évaluer la performance des trois méthodes de prévision (Trend + Season, Holt-Winters, ARMA), nous allons calculer l'erreur quadratique moyenne (EQM) pour les prévisions de l'année 2022 en comparaison avec les observations réelles.

Trend + Season

Le résultat obtenu pour Trend + Season montre une EQM de 4 768 214. Ce résultat suggère une certaine divergence entre les prévisions et les observations réelles, indiquant une précision modérée pour cette méthode sur les données de production d'énergie nucléaire en 2022.

Holt-Winters

Le résultat obtenu pour Holt-Winters montre une EQM de 1 249 432. En comparaison avec la méthode Trend + Season, qui a une EQM plus basse ($1\,249\,432 < 4\,768\,214$), on pense que les prévisions générées par la méthode Holt-Winters sont plus précises pour les données de production d'énergie nucléaire en 2022.

ARMA

Le résultat obtenu pour ARMA montre une EQM de 1 225 324. En comparaison avec les méthodes précédentes (Holt-Winters et Trend + Season), une EQM plus basse ($1\,225\,324 < 1\,249\,432 < 4\,768\,214$) suggère que les prévisions générées par la méthode ARMA sont les plus précises pour les données de production d'énergie nucléaire en 2022. Ainsi, parmi les trois méthodes, ARMA semble être le modèle de prévision le plus performant.

CONCLUSION

In summary, our in-depth analysis of U.S. nuclear energy production data from 2001 to 2022 revealed clear trends. As statisticians, our mission was to unveil the dynamics of these crucial EIA data. We employed various methods, including time series decomposition and forecasting models like Holt-Winters and ARMA.

The EIA, a major player in energy statistics, plays a key role in collecting and analyzing data. Our exploration highlighted long-term trends, seasonal patterns, and residual variations. Deseasonalization clarified trends, and residual analysis identified irregularities.

For 2023 forecasts, we used three methods (Trend + Season, Holt-Winters, ARMA). Evaluating these methods for 2022, ARMA showed the lowest Mean Squared Error (MSE), indicating the highest accuracy. These results have significant implications for decision-making and allow for more precise anticipation of the future of U.S. nuclear energy production.

