



ConBRepro

XIV CONGRESSO BRASILEIRO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

I CIGELUBRA

Congresso Internacional de Gestão e Engenharia Luso-Brasileiro

04 a 06 de dezembro de 2024

Energias Limpas nas Engenharias

Análise Comparativa dos Modelos ARIMA e Holt-Winters na Previsão do Consumo de Cimento no Estado do Ceará

Gabriel Cardoso Freitas

Departamento de Engenharia de Produção – Centro Universitário Christus

José Ribamar Oliveira Cavalcante Júnior

Departamento de Engenharia de Produção – Centro Universitário Christus

Resumo: O consumo de cimento é um fator crucial no setor da construção civil, especialmente em regiões com grande demanda por infraestrutura, como o estado do Ceará. Este estudo tem como objetivo prever o consumo de cimento no Ceará utilizando os modelos ARIMA e o Holt-Winters. A análise foi realizada com dados mensais de consumo de cimento entre 2003 e 2023. Para avaliar o desempenho dos modelos, foram empregados as métricas RMSE e o MAPE, que medem a precisão das previsões em comparação aos dados reais. Os resultados indicaram que o modelo Holt-Winters com sazonalidade multiplicativa obteve o melhor desempenho. Conclui-se que o modelo Holt-Winters é mais adequado para prever o consumo de cimento nesta região, fornecendo subsídios valiosos para o planejamento no setor da construção civil.

Palavras-chave: Cimento, Séries Temporais, Previsão, ARIMA, Holt-Winters.

Comparative Analysis of ARIMA and Holt-Winters Models in Forecasting Cement Consumption in the State of Ceará

Abstract: Cement consumption is a crucial factor in the construction sector, especially in regions with high infrastructure demand, such as the state of Ceará. This study aims to forecast cement consumption in Ceará using the ARIMA and Holt-Winters models. The analysis was conducted with monthly cement consumption data from 2003 to 2023. To assess the models' performance, the metrics RMSE and MAPE were employed, measuring the accuracy of the forecasts compared to actual data. The results indicated that the Holt-Winters model with multiplicative seasonality achieved the best performance. It is concluded that the Holt-Winters model is more suitable for forecasting cement consumption in this region, providing valuable insights for planning in the construction sector.

Keywords: Cement, Time Series, Forecast, ARIMA, Holt-Winters.

1. Introdução

O cimento é um recurso indispensável para a indústria da construção, pelo fato de ser o principal componente do concreto, considerado o material estrutural mais importante da construção civil da atualidade (HELENE; ANDRADRE, 2010). De acordo com o Sindicato Nacional da Indústria do Cimento (SNIC, 2022), o Brasil ocupa o posto de sexto maior produtor de cimento do mundo, responsável por 1,5% da produção global. Segundo a Câmara Brasileira da Indústria da Construção (CBIC, 2024), o consumo brasileiro de

cimento em 2023 foi de 62.209.850 toneladas, dentre os quais 13.698.562 toneladas foram destinadas à região Nordeste, e 14% deste valor foi consumido no estado do Ceará.

Segundo Pechio (2023), o nível de atividade da construção, medido pela emissão de alvarás, é um indicador importante para prever o comportamento da atividade econômica nos períodos futuros, e como o consumo de cimento está correlacionado com a atividade da construção, sua previsão pode servir como um preditor da atividade econômica de um país. Assim, prever o consumo desse insumo pode ajudar a antecipar tendências econômicas e preparar o setor para variações de demanda.

De acordo com Hydmand e Anthanasopoulos (2024), a previsão envolve antecipar o futuro com a maior precisão possível, utilizando dados históricos e informações sobre eventos futuros que possam influenciar os resultados, visando apoiar a tomada de decisão. A previsão desempenha um papel importante no planejamento de diversas atividades empresariais como produção, vendas e finanças, pois possibilita aos gestores anteciparem cenários futuros e planejar da melhor forma possível suas ações (TUBINO, 2017).

Uma previsão imprecisa pode provocar um excesso de produção ou uma escassez de insumo, afetando negativamente os custos de produção e o planejamento das empresas do setor. Assim, a falta de previsões sobre o consumo de cimento pode comprometer o planejamento do setor da construção, que depende de dados para tomar decisões sobre produção, logística e investimentos. Nesse contexto, surge a necessidade de desenvolver modelos preditivos que permitam prever o consumo de cimento de maneira mais precisa e eficiente, ajudando a mitigar os riscos associados às variações na demanda.

Diante desse cenário, este estudo tem como objetivo realizar a previsão do consumo de cimento do estado do Ceará por meio do modelo Autoregressivo Integrado de Média Móvel – *AutoRegressive Integrated Moving Average* (ARIMA) e o modelo Holt-Winters, a fim de avaliar seu desempenho, utilizando a Raiz do Erro Quadrático Médio – *Root Mean Square Error* (RMSE) e o Erro Percentual Absoluto Médio – *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). A previsão do consumo de cimento fornecerá informações valiosas para a tomada de decisão empresarial. Com o conhecimento antecipado do comportamento dessa variável, os setores responsáveis poderão implementar medidas gerenciais de forma mais proativa e eficiente.

O artigo está estruturado em cinco seções. A primeira trata da contextualização do tema e da definição do objetivo. Em seguida, a segunda seção aborda o referencial teórico. Na terceira, é apresentado os materiais e métodos utilizados. A quarta seção discute os resultados obtidos. Por fim, a quinta seção oferece a conclusão do estudo e sugestões para pesquisas futuras.

2. Série temporal e modelos de previsão

Uma série temporal representa um conjunto de dados organizados ao longo do tempo, fundamentadas na premissa de que essas observações históricas podem ser utilizadas para prever os valores futuros de uma variável (WALTER *et al* 2013). Ela é amplamente utilizada como base de métodos quantitativos de previsão, onde o objetivo é estimar o comportamento futuro da série a partir das informações históricas registradas ao longo do tempo (HYNDMAN; ANTHANASOPOULOS, 2024). Assim, a previsão demanda baseada em uma série temporal se apoia na ideia de que a demanda futura é uma projeção dos valores históricos.

Métodos quantitativos de previsão de uma série temporal buscam identificar um padrão de comportamento da série e utilizá-la para prever o futuro (HYNDMAN; ANTHANASOPOULOS, 2022). De acordo com Tubino (2017), a previsão de demanda é a previsão mais importante

em uma empresa, sendo a base para o desenvolvimento de diversos planejamentos como plano de produção, de capacidade, de vendas e de estoque.

2.1 Modelo ARIMA

O modelo Autoregressivo Integrado de Média Móvel – *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) é uma das abordagens quantitativas mais utilizadas para previsão de uma série temporal (HYNDMAN, ANTHANASOPOULOS, 2024). Ele é usado em séries não estacionárias que podem ser transformadas em estacionárias por meio da diferenciação.

O ARIMA é a combinação de três componentes principais:

- Autoregressão (AR): refere-se à dependência linear entre as observações e várias defasagens anteriores.
- Integração (I): indica quantas diferenciações são necessárias para tornar a série estacionária.
- Média móvel (MA): representa a dependência linear entre uma observação e o erro das previsões anteriores.

Segundo Gujarati e Porter (2011), o ARIMA(p,d,q) é uma série autoregressiva integrada de média móvel, onde:

- p a quantidade de termos autorregressivos.
- d indica o número de diferenciações necessárias para tornar a série estacionária.
- q refere-se ao número de termos da média móvel.

O objetivo é identificar os parâmetros que melhor descrevem a estrutura da série e permite realizar previsões. Os parâmetros p e q são selecionados com base na análise gráfica dos dados, como a autocorrelação – *Autocorrelation Function* (ACF) e a autocorrelação parcial – *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Já o parâmetro d é definido a partir da aplicação do teste *Augmented Dickey-Fuller* (ADF).

No teste ADF, a hipótese nula indica que a série não é estacionária, enquanto a hipótese alternativa afirma que a série é estacionária. Se o p-value for inferior ao nível de significância escolhido (por exemplo, 5%), a hipótese nula é rejeitada, concluindo que a série é estacionária (GUJARATI; PORTER, 2011).

O modelo ARIMA pode ser representado pela Equação 1.

$$y'_t = c + \phi_1 y'_{t-1} + \dots + \phi_p y'_{t-p} + \theta_1 \epsilon_{t-1} \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t \quad (1)$$

Onde é y'_t a série temporal diferenciada, o coeficiente ϕ corresponde à parte autorregressiva (AR) do modelo, enquanto o θ coeficiente refere-se à parte da média móvel (MA) e o ϵ_t denota o erro residual (HYNDMAN, ANTHANASOPOULOS, 2024).

2.2 Modelo Holt-Winters

O modelo Holt-Winters é uma extensão do modelo Holt's desenvolvido para capturar a sazonalidade de uma série temporal. Este modelo combina três componentes principais: nível, tendência e sazonalidade (HYNDMAN; ANTHANASOPOULOS, 2024).

Ainda segundo os autores, existem duas variações do modelo Holt-Winters que são escolhidos com base na natureza do componente sazonal: o método aditivo, na qual o

componente sazonal é aproximadamente constante ao longo do tempo, e o método multiplicativo, em que o componente sazonal varia proporcionalmente ao nível da série.

A Tabela 1 apresenta a descrição dos itens da equação do método Holt-Winters aditivo e multiplicativo.

Tabela 1 – Componentes da Equação do Modelo Holt-Winters		
	Holt-Winters Aditivo	Holt-Winters Multiplicativo
Previsão	$F_{t+m} = (L_t + mb_t)S_{t+m-s}$	$F_{t+m} = (L_t + mb_t)S_{t+m-s}$
Nível	$L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$	$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$
Tendência	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$
Sazonalidade	$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$	$S_t = \gamma \left(\frac{Y_t}{L_t} \right) + (1 - \gamma)S_{t-s}$

Fonte: Albuquerque e Serra (2006)

Em que S representa o comprimento da sazonalidade, L_t é o nível da série, b_t indica a tendência, S_t é o componente sazonal, F_{t+m} corresponde à previsão para o período m e Y_t é o valor observado (ALBUQUERQUE; SERRA, 2006).

3. Metodologia

Este estudo utiliza uma abordagem quantitativa, com objetivo de analisar e prever o consumo de cimento no estado do Ceará. A base em dados históricos e técnicas de previsão. Os dados utilizados neste estudo foram obtidos por meio do portal da Câmara Brasileira da Indústria e Construção (CBIC), abrangendo um total de 252 observações mensais de consumo de cimento no Ceará, no período de janeiro de 2003 e dezembro de 2023. Após a coleta, os dados foram tratados e processados com o auxílio da plataforma de desenvolvimento *Google Colab* que foi utilizada para a implementação dos modelos preditivos e análise dos resultados. Neste estudo, foram empregadas diversas bibliotecas, incluindo *pandas*, *numpy*, *statsmodels*, *sklearn*, *matplotlib* e *pmdarima*.

Para prever o consumo de cimento, foram selecionados dos modelos estatísticos amplamente utilizados para séries temporais: ARIMA e Holt-Winters. Para garantir a robustez do modelo, foi aplicada a técnica *Walk Forward Validation*, que recalibra o modelo a cada nova observação, permitindo a realização de previsões contínuas garantindo uma avaliação mais realista do desempenho.

Conforme ilustra a Tabela 2, os dados foram divididos em dois conjuntos: 70% dos dados foram utilizados para o treinamento dos modelos e 30% para a etapa de teste, de modo a avaliar o desempenho dos modelos em dados não observados anteriormente.

Tabela 2 – Conjunto de treino e teste			
Conjunto	De	Até	Tamanho
Treino	Jan - 2003	Ago - 2017	176
Teste	Set - 2017	Dez - 2023	76

Fonte: Os Autores (2024)

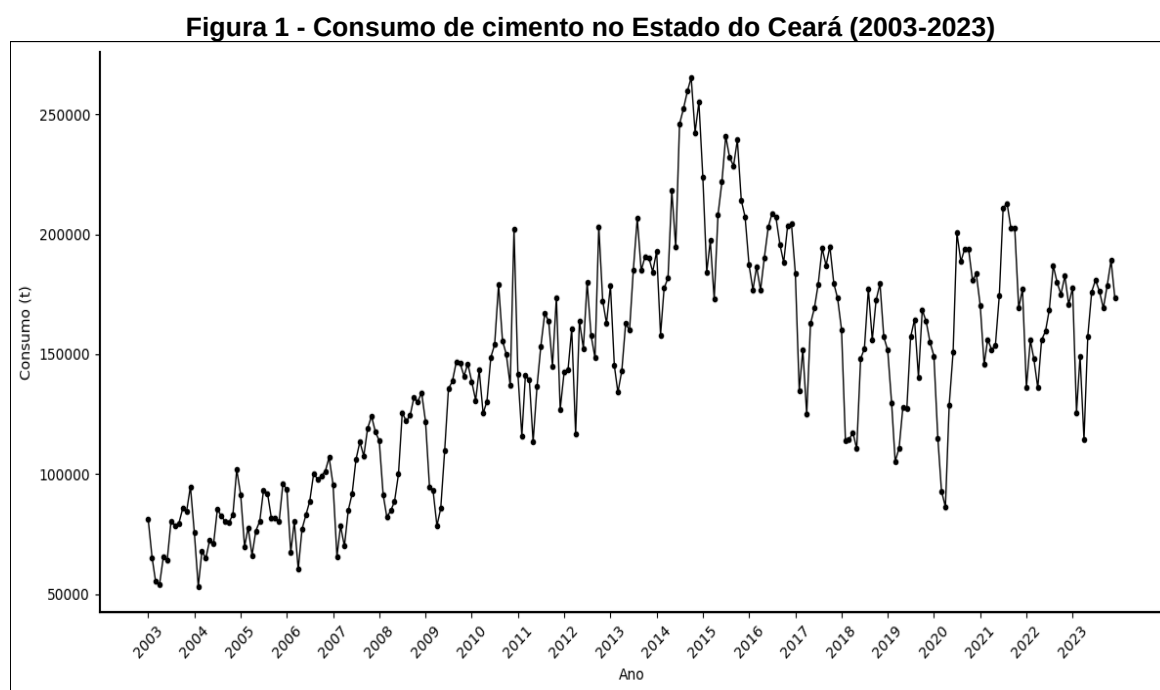
O desempenho dos modelos foi avaliado por meio da métrica Raiz do Erro Quadrático Médio – *Root Mean Square Error* (RMSE), que mede a magnitude média dos erros nas

previsões, e o Erro Percentual Absoluto Médio – *Mean Average Percentage Error* (MAPE), que expressa os erros em termos percentuais. As previsões obtidas pelos modelos foram comparadas aos valores reais de consumo de cimento, permitindo avaliar a acurácia do modelo.

4. Resultados e análises

Nesta seção, são apresentados os resultados gerados na utilização dos modelos ARIMA e Holt-Winters para a previsão de consumo de cimento no estado do Ceará. O modelo foi ajustado com o conjunto de treino e atualizado com os dados mais recentes para cada nova previsão. O objetivo da análise é comparar o desempenho desses modelos com base na métrica RMSE e MAPE, e identificar qual abordagem tem o melhor desempenho.

A Figura 1 apresenta o conjunto de dados do consumo de cimento no estado do Ceará entre os anos de 2003 e 2023.



Fonte: Os Autores (2024)

O período de 2003 a 2014 é marcado por um aumento constante no consumo de cimento, em sintonia com o crescimento do setor da construção civil, impulsionado por grandes projetos de infraestrutura, como o programa Minha Casa Minha Vida e a Copa do Mundo de 2014 (CBIC, 2012). Entretanto, a partir de 2014, o mercado da construção passou por uma crise econômica, que resultou em uma queda acentuada no consumo de cimento. Em 2020 e 2021, apesar da pandemia da COVID-19, o setor conseguiu crescer bem (SNIC, 2022).

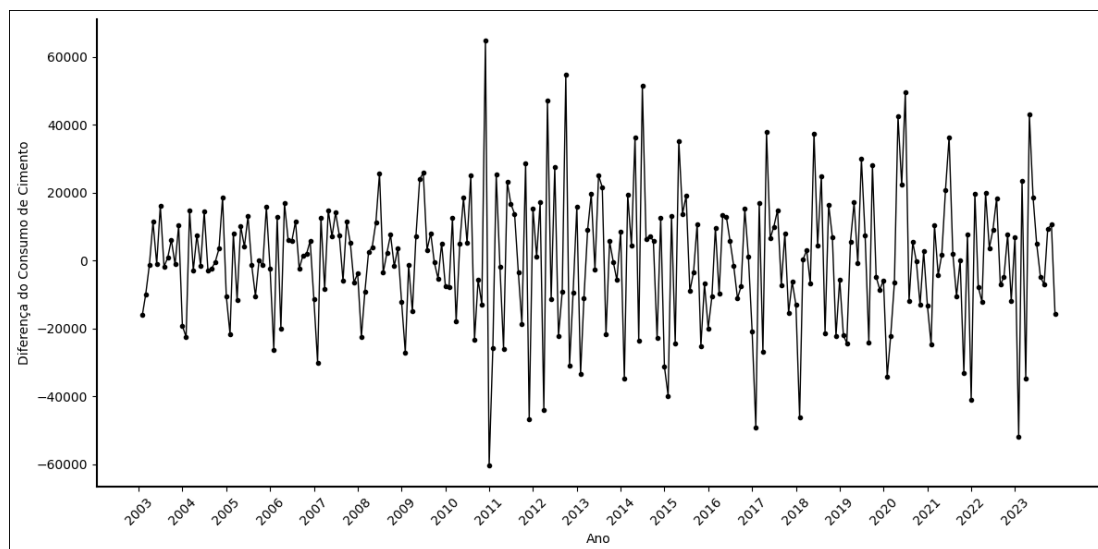
4.1 Análise do modelo ARIMA

O primeiro modelo a ser avaliado é o ARIMA. Com base na plotagem do conjunto de dados, é possível observar uma tendência clara no consumo de cimento ao longo do período analisado. Isso sugere que o conjunto de dados não é estacionário e será necessário adotar técnicas de diferenciação. Ao realizar o teste de estacionariedade *Augmented Dickey-Fuller*

(ADF) verificou-se que a série é não estacionária, com um valor p-value de 0.3824, superior ao nível de significância de 0.05.

Como a série é não estacionária, foi necessário realizar uma transformação nos dados. Geralmente, utiliza-se a diferenciação de ordem 1 para remover a tendência e tornar a série estacionária. Após realizar a diferenciação de ordem 1, o teste de estacionariedade ADF foi realizado novamente. O resultado mostrou que a série se tornou estacionária, com um p-value de 0.015, inferior ao nível de significância de 0.05. Ou seja, isso indica que o parâmetro d do modelo ARIMA será igual a 1. A Figura 2 apresenta o consumo de cimento após a diferenciação.

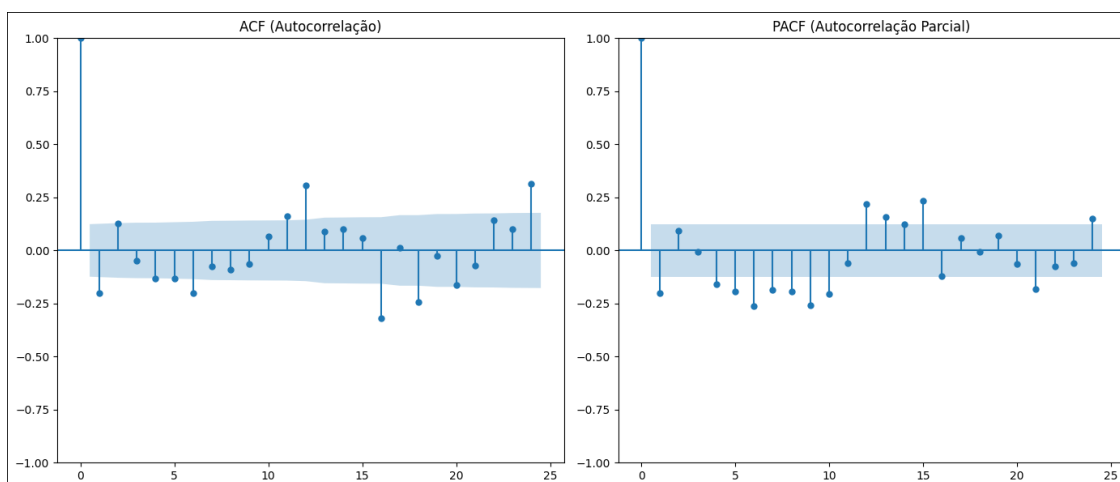
Figura 2 - Consumo de Cimento Após a Diferenciação



Fonte: Os Autores (2024)

A próxima etapa é identificar os parâmetros p e q do modelo ARIMA. Para isso, foi utilizado duas abordagens: a análise gráfica e a automatizada. A primeira abordagem utilizou o gráfico de autocorrelação (ACF) para determinar o valor de q e o gráfico de autocorrelação parcial (PACF) para identificar o valor de p, ilustrado na Figura 3. Com base nos gráficos, foi possível observar que os valores p e q são ambos iguais a 1.

Figura 3 - Gráfico ACF e PACF



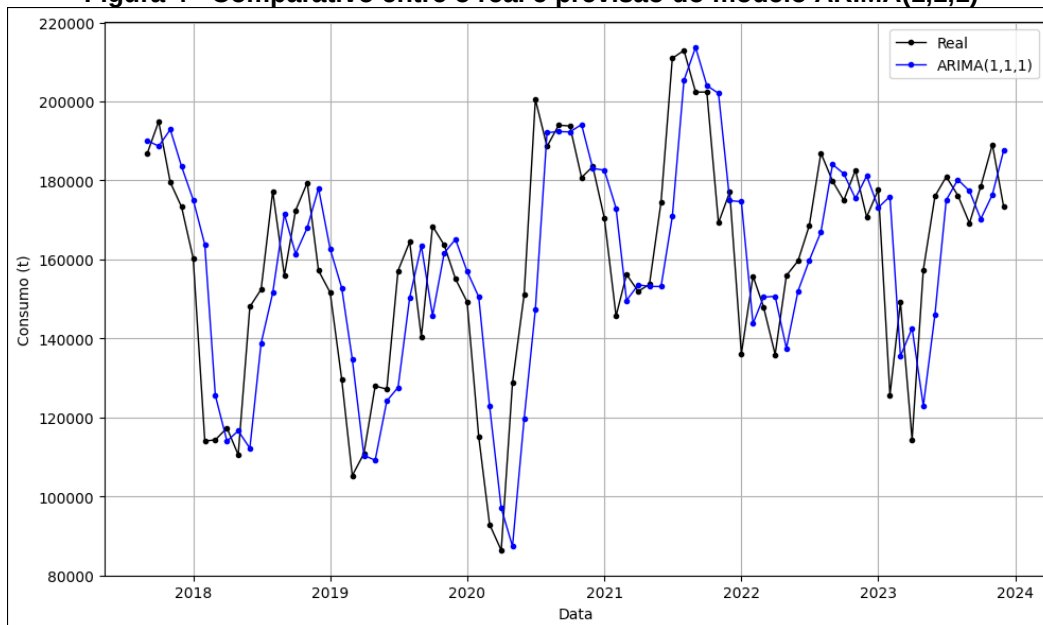
Fonte: Os Autores (2024)

Em seguida, foi empregada a abordagem automatizada para seleção dos parâmetros, utilizando a biblioteca *pmdarima* e a função *auto.arima*. Ela busca automaticamente os

melhores valores de p , d e q com base em critérios estatísticos como o AIC e o BIC. O resultado gerado pelo *auto_arima* identificou que o modelo ARIMA(5,1,2) é o mais adequado para os dados em questão.

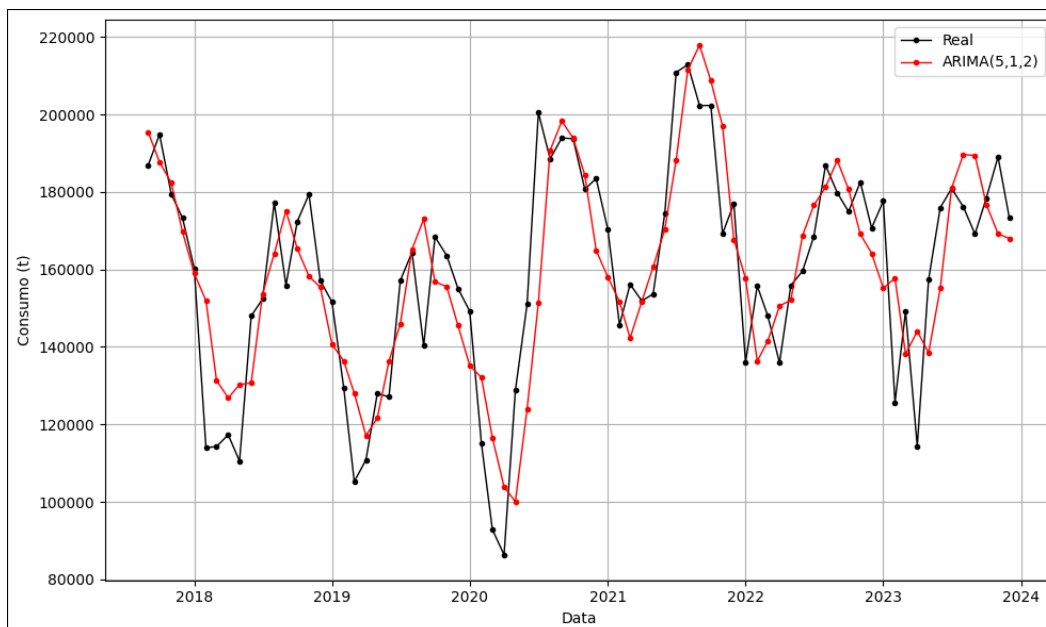
Após definir os parâmetros p , d e q do modelo e ajustar o modelo ARIMA aos dados de treino, foram gerados os gráficos para visualizar as previsões dos modelos ARIMA(1,1,1) e ARIMA(5,1,2) em comparação aos valores reais de consumo de cimento nos dados de teste, conforme ilustrado na Figura 4 e Figura 5.

Figura 4 - Comparativo entre o real e previsão do modelo ARIMA(1,1,1)



Fonte: Os Autores (2024)

Figura 5 - Comparativo entre o real e previsão do modelo ARIMA(5,1,2)



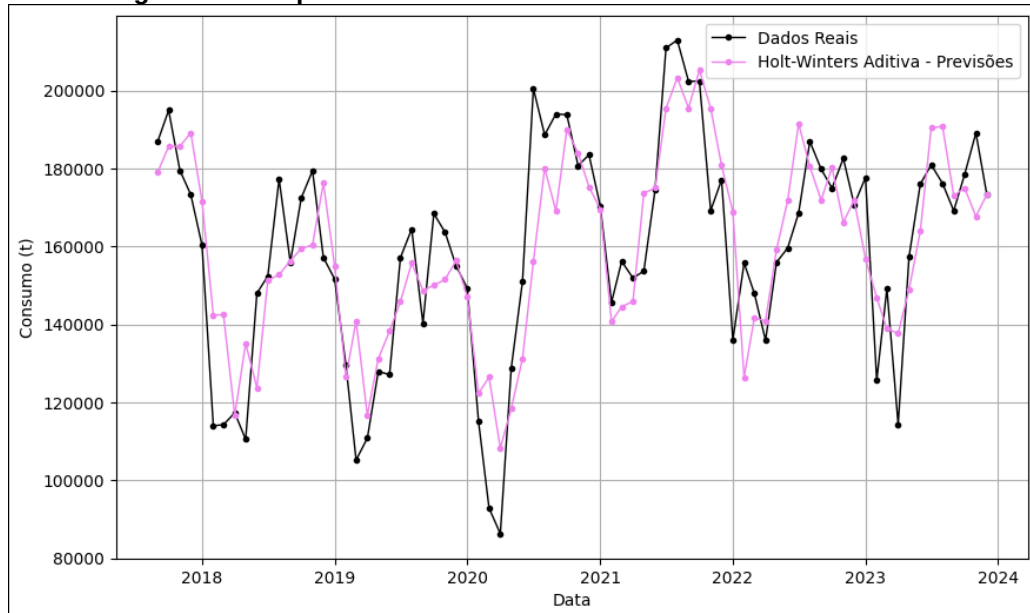
Fonte: Os Autores (2024)

4.2 Análise do modelo Holt-Winters

Nesta seção, foram aplicados dois modelos de suavização com componentes sazonais ao conjunto de dados, utilizando a técnica Holt-Winters. Foram ajustados dois modelos Holt-

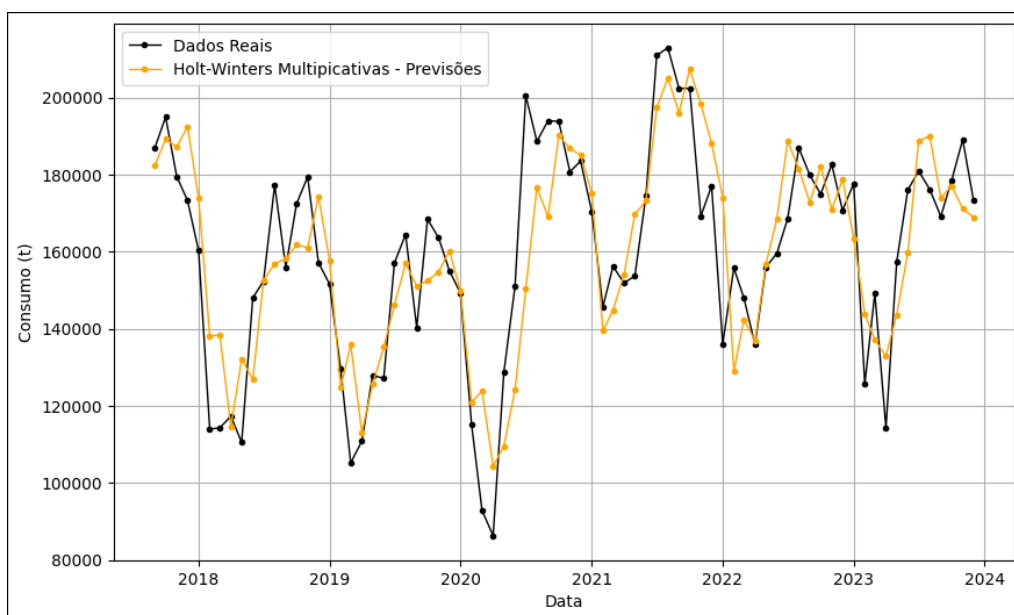
Winters: o primeiro, com sazonalidade aditiva, em que a variação sazonal é adicionada à tendência e ao nível de série temporal, e o segundo, com sazonalidade multiplicativa, onde a variação sazonal é multiplicada pelo nível da série. Ambos os modelos foram ajustados com os dados de treino, e as previsões geradas foram comparadas aos valores reais dos dados de teste, conforme ilustrado na Figura 6 e Figura 7.

Figura 6 - Comparativo entre o real e modelo Holt-Winters Aditivo



Fonte: Os Autores (2024)

Figura 7 - Comparativo entre o real e modelo Holt-Winters Multiplicativo



Fonte: Os Autores (2024)

4.3. Comparação dos modelos

Após a aplicação dos modelos e análise comparativa utilizando as medidas de erro RMSE e MAPE, foi possível identificar o método de previsão mais adequado para o consumo de cimento no estado do Ceará. Quanto menores os valores de RMSE e MAPE, maior a precisão do modelo em prever os valores reais.

Conforme os resultados apresentados, o modelo que obteve o menor erro, demonstrando melhor adaptação às características da série temporal, foi o modelo Holt-Winters com sazonalidade multiplicativa, com RMSE de 15.488 e o MAPE de 8.21%, conforme mostrado na Tabela 3.

Tabela 3 – Comparação dos Métodos		
Método	RMSE	MAPE
ARIMA(1, 1, 1)	20.462	10.73%
ARIMA(5, 1, 2)	16.150	8,77%
Holt-Winters (Aditiva)	15.943	8.53%
Holt-Winters (Multiplicativa)	15.488	8.21%

Fonte: Os Autores (2024)

Dentre os modelos ARIMA, o ARIMA(5,1,2) mostrou-se superior ao ARIMA (1,1,1), contudo, ambos os modelos apresentaram erros maiores em comparação aos modelos Holt-Winters.

Os modelos Holt-Winters, tanto o aditivo quanto o multiplicativo, mostraram-se mais eficientes do que os modelos ARIMA.

5. Conclusões

Este estudo apresentou uma análise comparativa entre os modelos ARIMA e Holt-Winters para previsão de consumo de cimento no estado do Ceará. O objetivo foi identificar o modelo mais adequado, com base nas métricas RMSE e o MAPE, a fim de fornecer *insights* para a tomada de decisão no setor da construção civil.

A metodologia seguiu um processo estruturado que começou com a definição do objetivo, seguindo pela coleta e análise de dados do consumo de cimento. Foram selecionados os modelos ARIMA e Holt-Winters, aplicados com diferentes configurações. As previsões foram geradas e o desempenho foi avaliado com base nas métricas RMSE e o MAPE.

Os resultados demonstraram que os modelos Holt-Winters, tanto na abordagem aditiva quanto multiplicativa, tiveram um desempenho superior em comparação aos modelos ARIMA, conforme evidenciado pelas métricas de erro. O modelo Holt-Winters com sazonalidade multiplicativa apresentou o menor erro, com um RMSE de 15.488 e um MAPE de 8.21%, sendo, portanto, o modelo mais adequado para prever o consumo de cimento no estado do Ceará.

Entre as limitações deste estudo, destacam-se a dependência exclusiva de dados históricos e a ausência de variáveis externas que possam influenciar essa demanda, como fatores econômicos e políticas públicas. Além disso, o impacto da pandemia da COVID-19, que afetou de forma significativa o setor da construção civil e os padrões de consumo de cimento.

Para futuras pesquisas, sugere-se a inclusão de variáveis externas, como indicadores econômicos ou climáticos, que possam influenciar o consumo de cimento. Além disso, explorar modelos mais avançados, como o SARIMA e SARIMAX ou métodos baseados em aprendizado de máquina, como redes neurais LSTM, pode fornecer uma precisão ainda maior na previsão.

Referências

ALBUQUERQUE, J. C. S; SERRA, C. M. V. Utilização de modelos Holt-Winters para a previsão de séries temporais de consumo de refrigerantes no Brasil. In XXVI ENEGEP, Fortaleza, **Anais...** Rio de Janeiro, ABEPRO, 2006.

CBIC. Câmara Brasileira da Indústria da Construção. Banco de Dados. **Consumo, Produção e Valores de Materiais de Construção**. Disponível em: <http://www.cbicdados.com.br/menu/materiais-de-construcao/cimento>. Acesso em: 10/09/2024.

CBIC. Câmara Brasileira da Indústria da Construção. **Construção civil disparou 53,6% em 2010 no Ceará**. Disponível em: <https://cbic.org.br/construcao-civil-disparou-536-em-2010-no-ceara/>. Acesso em: 11/09/2024.

GUJARATI, D. N.; PORTER, D.C. **Econometria básica**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH, 2011.

HELENE, P.; ANDRADE, T. Concreto de Cimento Portland. In ISAIA, G. C. **Materiais de Construção Civil e Princípios e Engenharia de Materiais**. São Paulo: IBRACON, v. 2, p. 945-984, 2010.

HYNDMAN, R. J.; ANTHANASOPOULOS, G. **Forecasting: Principles and Practice**. Disponível em: <https://otexts.com/fpp3/>. Acesso em: 14/09/2024.

PECHIO, L. A. **Previsão de Consumo de Cimento no Brasil: O Poder da Média das Previsões**. São Paulo, 7 p., 2023. Dissertação (Mestrado) – Fundação Getúlio Vargas.

SNIC. Sindicato Nacional da Indústria de Cimento. **Relatório Anual**. Rio de Janeiro, 2022. Disponível em: https://snic.org.br/assets/pdf/relatorio_anual/rel_anual_2022.pdf. Acesso em: 10/09/2024.

TUBINO, D. F. **Planejamento e Controle da Produção: Teoria e Prática**. 3. Ed. São Paulo: Grupo GEN, 2017.

WALTER, O. M. F. C.; HENNING, E.; MORO, G.; SAMOBYL, W. R. Aplicação de um modelo SARIMA na previsão de vendas de motocicletas. **Exacta – EP**, São Paulo, v. 11, n. 1, p. 77-88, 2013.