



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
MESTRADO PROFISSIONAL EM POLÍTICAS PÚBLICAS E GESTÃO DA
EDUCAÇÃO SUPERIOR

KEIVA MARIA SILVA GOMES

USO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA REDUÇÃO DE SOBRAS
DE ALIMENTOS EM UM RESTAURANTE UNIVERSITÁRIO

FORTALEZA

2025

KEIVA MARIA SILVA GOMES

USO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA REDUÇÃO DE SOBRAS DE
ALIMENTOS EM UM RESTAURANTE UNIVERSITÁRIO

Dissertação apresentada ao Mestrado Profissional em Políticas Públicas e Gestão da Educação Superior da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre. Área de concentração: Gestão Estratégica e Intercâmbio Institucional.

Orientador: Prof. Dr. Heráclito Lopes Jaguaribe Pontes.

FORTALEZA

2025

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Sistema de Bibliotecas
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

G614u Gomes, Keiva Maria Silva.

Uso de técnicas de previsão de demanda para redução de sobras de alimentos em um restaurante universitário / Keiva Maria Silva Gomes. – 2025.

149 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação, Mestrado Profissional em Políticas Públicas e Gestão da Educação Superior, Fortaleza, 2025.

Orientação: Prof. Dr. Heráclito Lopes Jaguaribe Pontes.

1. séries temporais. 2. redução de desperdício. 3. alimentação coletiva. I. Título.

CDD 378

KEIVA MARIA SILVA GOMES

USO DE TÉCNICAS DE PREVISÃO DE DEMANDA PARA REDUÇÃO DE SOBRAS DE
ALIMENTOS EM UM RESTAURANTE UNIVERSITÁRIO

Dissertação apresentada ao Mestrado Profissional em Políticas Públicas e Gestão da Educação Superior da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do título de mestre. Área de concentração: Gestão Estratégica e Intercâmbio Institucional.

Orientador: Prof. Dr. Heráclito Lopes Jaguaribe Pontes.

Aprovado em: 18/12/2025

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Heráclito Lopes Jaguaribe Pontes (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Maxweel Veras Rodrigues
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dra. Miriam Karla Rocha
Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN)

Aos meus filhos, Murilo e Catarina;
aos meus pais e às minhas irmãs.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a Deus e à Nossa Senhora, por todas as graças, proteção e força concedidas ao longo desta trajetória.

Expresso minha sincera gratidão à banca examinadora pela disponibilidade, atenção e contribuições oferecidas à avaliação deste trabalho.

Em especial, agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Heráclito Lopes Jaguaribe Pontes, cuja orientação, paciência e compromisso foram essenciais para o desenvolvimento desta dissertação.

Sou profundamente grata à minha família pelo amor, paciência e apoio incondicional. Ao meu companheiro, Elias Francisco, agradeço pelo carinho, compreensão e apoio.

Aos colegas da Universidade Federal do Ceará e do POLEDUC, meu reconhecimento pela parceria, troca de experiências e convivência construtiva. Em especial, às amigas do campus de Crateús, Gerlândia, Heliana e Tamylle, que estiveram comigo desde o início e compartilharam todas as etapas desta jornada.

Agradeço ainda a todos os professores do POLEDUC, que contribuíram de maneira significativa para a construção desta dissertação, com dedicação e compromisso com a formação acadêmica.

A todos que, de alguma forma, contribuíram para a realização deste sonho, deixo aqui meus sinceros agradecimentos.

RESUMO

Os restaurantes universitários asseguram aos discentes o acesso à alimentação adequada, incentivando a permanência estudantil na universidade. Porém, a gestão eficiente dos serviços de alimentação em instituições públicas de ensino superior representa um desafio relevante, especialmente diante da necessidade de atender à crescente demanda de comensais, garantindo qualidade e otimização de recursos. Entre os diversos fatores que influenciam o desperdício, destaca-se a dificuldade de prever com precisão o número de comensais, pois a demanda é afetada por variáveis acadêmicas, comportamentais e sazonais. Nesse contexto, técnicas de previsão de demanda baseadas em séries temporais surgem como ferramentas para aprimorar o planejamento e reduzir o excedente gerado diariamente nas Unidades de Alimentação e Nutrição. Diante disso, este trabalho tem como objetivo analisar a quantidade de comensais do Restaurante Universitário da Universidade Federal do Ceará – Campus de Crateús, utilizando técnicas de previsão de demanda baseadas em séries temporais, com o intuito de reduzir o índice de sobras alimentares e, conseqüentemente, o desperdício de alimentos. A pesquisa caracterizou-se como aplicada, descritiva, quantitativa e estudo de caso. Foram utilizados dados históricos de consumo e percentual de sobras referentes aos semestres 2023.1, 2023.2, 2024.1 e 2024.2. As técnicas preditivas avaliadas foram média móvel, média móvel ponderada, suavização exponencial simples, suavização exponencial dupla (Holt), suavização exponencial tripla (Holt Winters) e Box e Jenkins. A seleção dos modelos considerou as métricas de erro MAD (Desvio Absoluto Médio) e MAPE (Erro Percentual Absoluto Médio). Os resultados indicaram que o método Holt-Winters aditivo apresentou o melhor desempenho preditivo, com valores médios de MAPE em torno de 11,9% e MAD aproximado de 32 refeições, superando os demais métodos testados. Essa técnica foi aplicada durante sete semanas do semestre 2025.2, com previsões ajustadas a partir de informações operacionais fornecidas pela gestão do RU. A análise estatística, por meio do teste t de Student e da correlação de Pearson, evidenciou que, no almoço, a redução do percentual médio de sobras não foi estatisticamente significativa. Por outro lado, no jantar, observou-se redução significativa das sobras ($p < 0,05$), bem como correlação significativa entre o MAPE ajustado e o volume de sobras, indicando maior sensibilidade desse turno à acurácia das previsões. A aplicação de métodos de previsão de demanda, aliada a ajustes pela gestão, mostrou-se eficaz para reduzir o desperdício e contribuir para melhorar o planejamento do restaurante. Como contribuição prática, o estudo resultou na elaboração de um procedimento

técnico sistematizado para aplicação semanal da técnica Holt-Winters, oferecendo suporte ao planejamento da produção e ao controle de sobras no restaurante universitário.

Palavras-chave: séries temporais; redução de desperdício; alimentação coletiva.

ABSTRACT

University restaurants ensure students' access to adequate meals, encouraging student retention at the university. However, the efficient management of food services in public higher education institutions represents a significant challenge, especially in view of the need to meet the growing demand of diners while ensuring quality and optimizing resources. Among the various factors that influence waste, the difficulty in accurately predicting the number of diners stands out, since demand is affected by academic, behavioral, and seasonal variables. In this context, demand-forecasting techniques based on time series emerge as tools to improve planning and reduce the surplus generated daily in Food and Nutrition Units. Therefore, this study aims to analyze the number of diners at the University Restaurant of the Federal University of Ceará – Crateús Campus, using time-series-based demand-forecasting techniques in order to reduce the rate of food leftovers and, consequently, food waste. The research was characterized as applied, descriptive, quantitative, and as a case study. Historical data on consumption and leftover percentages from the semesters 2023.1, 2023.2, 2024.1, and 2024.2 were used. The predictive techniques evaluated were moving average, weighted moving average, simple exponential smoothing, double exponential smoothing (Holt), triple exponential smoothing (Holt-Winters), and Box-Jenkins. Model selection considered the error metrics MAD (Mean Absolute Deviation) and MAPE (Mean Absolute Percentage Error). The results indicated that the additive Holt-Winters method showed the best predictive performance, with mean MAPE values around 11.9% and an approximate MAD of 32 meals, outperforming the other methods tested. This technique was applied for seven weeks during the 2025.2 semester, with forecasts adjusted based on operational information provided by the university restaurant management. Statistical analysis using Student's t-test and Pearson's correlation showed that, at lunch, the reduction in the average percentage of leftovers was not statistically significant. On the other hand, at dinner, a significant reduction in leftovers was observed ($p < 0.05$), as well as a significant correlation between the adjusted MAPE and the volume of leftovers, indicating greater sensitivity of this meal period to forecasting accuracy. The application of demand-forecasting methods, combined with managerial adjustments, proved effective in reducing waste and contributing to improved restaurant planning. As a practical contribution, the study resulted in the development of a systematized technical procedure for the weekly application of the Holt-Winters technique, providing support for production planning and leftover control in the university restaurant.

Keywords: time series; waste reduction; collective food service.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Funções dos Restaurantes Universitários	24
Figura 2 –	Modalidades de gerenciamento de UAN	26
Figura 3 –	Etapas do modelo de previsão de demanda.....	37
Figura 4 –	Representação dos tipos de sazonalidade.....	45
Figura 5 –	Classificação da pesquisa.....	55
Figura 6–	Método de trabalho.....	56
Figura 7 –	Aplicação e ajuste de dados.....	58
Figura 8 –	Vista frontal do campus da UFC em Crateús.....	64
Figura 9 –	Sede atual do RU da UFC de Crateús.....	65

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 1 – Quantidade de refeições efetivamente consumidas no RU da UFC - <i>Campus</i> de Crateús, entre janeiro de 2024 e outubro de 2025.....	67
Gráfico 2 – Demanda diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1.....	73
Gráfico 3 – Demanda diária de jantar entre 2023.1 e 2024.1.....	76
Gráfico 4 – Demanda do almoço e jantar entre 2023.1 a 2024.1 por dia da semana...	78
Gráfico 5 – Percentual de sobra diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1.....	81
Gráfico 6 – Percentual de sobra diária de jantar entre 2023.1 e 2024.1.....	83
Gráfico 7– Média móvel de dois períodos.....	88
Gráfico 8– Média móvel de três períodos.....	88
Gráfico 9– Média móvel ponderada.....	91
Gráfico 10– Suavização exponencial simples.....	94
Gráfico 11– Suavização Exponencial de Holt.....	98
Gráfico 12– Suavização Exponencial de Holt-Winters aditivo.....	101
Gráfico 13– Suavização Exponencial de Holt Winters multiplicativo.....	101
Gráfico 14– Box e Jenkins.....	105
Gráfico 15– Suavização Exponencial de Holt-Winters aditivo (jantar).....	109
Gráfico 16– Suavização Exponencial de Holt-Winters Multiplicativo (jantar).....	109
Gráfico 17– Teste Holt Winters aditivo e multiplicativo (almoço).....	113
Gráfico 18– Teste Holt Winters aditivo e multiplicativo (jantar).....	116
Gráfico 19– Resultado do método Holt Winters ajustado (almoço).....	119
Gráfico 20– Resultado do método Holt Winters ajustado (jantar).....	121

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Estudos sobre resto-ingesta em restaurantes universitários brasileiros.....	29
Quadro 2 – Estudos sobre sobras em restaurantes universitários brasileiros.....	30
Quadro 3 – Trabalhos aplicados a Redução de Desperdício em RU.....	31
Quadro 4 – Tendência e Sazonalidade.....	41
Quadro 5 – Modelos de séries temporais.....	48
Quadro 6 – Síntese de estudos sobre previsão de demanda em serviços de alimentação	51
Quadro 7 – Sequência de etapas segundo a origem dos dados por semestre.....	59
Quadro 8 – Linha do tempo de implantação dos RUs na UFC.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Refeições servidas nos refeitórios da UFC durante o ano de 2024.....	63
Tabela 2 –	Estudantes ativos nos cursos de graduação do Campus de Crateús no semestre 2024.2	65
Tabela 3 –	Quantidade de refeições efetivamente consumidas no RU da UFC - <i>Campus</i> de Crateús, entre janeiro de 2024 e outubro de 2025.....	66
Tabela 4 –	Quantitativo de refeições servidas por tipo de usuário em 2024.....	68
Tabela 5 –	Quantitativo de refeições servidas por tipo de usuário entre janeiro e outubro de 2025.....	68
Tabela 6 –	Evolução anual do número de refeições no RU de Crateús (2015-2025).....	69
Tabela 7 –	Demanda diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1.....	71
Tabela 8 –	Demanda diária de jantar entre 2023.1 e 2024.1.....	74
Tabela 9 –	Percentual de sobra diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1.....	79
Tabela 10 –	Percentual de sobra diária do jantar entre 2023.1 e 2024.1.....	81
Tabela 11 –	Média móvel de 2 e 3 períodos.....	85
Tabela 12 –	Média móvel ponderada.....	89
Tabela 13 –	Suavização exponencial simples.....	92
Tabela 14 –	Suavização exponencial de Holt.....	95
Tabela 15 –	Holt Winters aditivo e multiplicativo.....	98
Tabela 16 –	Box e Jenkins.....	102
Tabela 17 –	Comparação dos métodos de previsão.....	106
Tabela 18 –	Holt Winters aditivo e multiplicativo jantar.....	106
Tabela 19 –	Teste Holt Winters aditivo e multiplicativo (almoço).....	110
Tabela 20 –	Teste Holt-Winters aditivo e multiplicativo (jantar).....	114
Tabela 21 –	Previsão de demanda, ajustes realizados, demanda observada, indicadores de erro e sobras da refeição almoço.....	118
Tabela 22 –	Previsão de demanda, ajustes realizados, demanda observada, indicadores de erro e sobras da refeição jantar.....	120
Tabela 23 –	Comparação entre erro de previsão x erro de previsão ajustada da refeição almoço.....	122
Tabela 24 –	Comparação entre erro de previsão x erro de previsão ajustada da refeição jantar.....	122

Tabela 25 –	Teste t para comparação entre erro da previsão e erro da previsão ajustada (almoço).....	123
Tabela 26 –	Teste t para comparação entre erro da previsão e erro da previsão ajustada (jantar).....	124
Tabela 27 –	Comparação descritiva das sobras do semestre 2025.1 e o período de aplicação do semestre 2025.2 (almoço).....	124
Tabela 28 –	Resultado do teste t de Student (unilateral) para comparação dos percentuais de sobra entre os períodos anterior e posterior à implementação do método (almoço).....	125
Tabela 29 –	Comparação descritiva das sobras do semestre 2025.1 e o período de aplicação do semestre 2025.2 (jantar).....	125
Tabela 30 –	Resultado do teste t de Student (unilateral) para comparação dos percentuais de sobra entre os períodos anterior e posterior à implementação do método (jantar).....	126
Tabela 31 –	Matriz de Correlações (almoço).....	126
Tabela 32 –	Matriz de Correlações (jantar).....	127

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CEU	Clube dos Estudantes Universitários
GRU	Guia de Recolhimento da União
IFES	Instituições Federais de Ensino Superior
LOA	Lei Orçamentária Anual
MAD	Desvio Absoluto Médio
MAPE	Erro Percentual Absoluto Médio
PASES	Programa de Alimentação Saudável na Educação Superior
PDI	Plano de Desenvolvimento Institucional
PNAES	Política Nacional de Assistência Estudantil
PRAE	Pró-Reitoria de Assuntos Estudantis
REUNI	Programa de Apoio a Planos de Reestruturação e Expansão das Universidades Federais
RU	Restaurante Universitário
SETEC	Secretaria de Educação Profissional e Tecnológica
SESU	Secretarias de Educação Superior
SIPAC	Sistema Integrado de Patrimônio, Administração e Contratos
UAN	Unidade de Alimentação e Nutrição
UFC	Universidade Federal do Ceará

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
1.1	Contextualização do tema	18
1.2	Problema da pesquisa	20
1.3	Objetivos	20
1.3.1	<i>Objetivo geral</i>	20
1.3.2	<i>Objetivos específicos</i>	21
1.4	Justificativa e relevância	21
1.5	Estrutura do trabalho	22
2	RESTAURANTES UNIVERSITÁRIOS NO CONTEXTO DA ASSISTÊNCIA ESTUDANTIL E DA ALIMENTAÇÃO COLETIVA	24
2.1	Os Restaurantes Universitários como Unidades de Alimentação e Nutrição (UAN)	25
2.2	Desperdício de alimentos em Restaurantes Universitários	27
2.2.1	<i>Resto-ingesta</i>	28
2.2.2	<i>Sobras</i>	29
2.2.3	<i>Estratégias e estudos aplicados à redução do desperdício em RUs</i>	30
2.3	A importância dos Restaurantes Universitários para a permanência e sucesso dos estudantes	32
2.4	Política Nacional de Assistência Estudantil	33
3	PREVISÃO DE DEMANDA	36
3.1	Conceituação e importância da Previsão de Demanda	36
3.2	Etapas do desenvolvimento da Previsão da Demanda	37
3.3	<i>Técnicas de Previsão de Demanda</i>	38
3.3.1	<i>Técnicas Qualitativas</i>	38
3.3.2	<i>Técnicas Quantitativas</i>	39
3.4	Análise de erros de Previsão de Demanda	49
3.5	Trabalhos de Previsão de Demanda em Restaurantes	50
4	METODOLOGIA	53
4.1	Classificação da pesquisa	53
4.2	Lócus da pesquisa	55
4.3	Método de trabalho	56

4.3.1	<i>Coleta e organização dos dados</i>	57
4.3.2	<i>Seleção e aplicação das técnicas de previsão</i>	57
4.3.3	<i>Análise do desempenho e impacto no desperdício</i>	59
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	61
5.1	Análise do ambiente	61
5.1.1	<i>O Restaurante Universitário do Campus da UFC em Crateús</i>	63
5.1.2	<i>Levantamento da Quantidade de Refeições do RU da UFC - Campus de Crateús</i>	66
5.2	Levantamento e análise inicial dos dados	70
5.3	Aplicação das técnicas de previsão	84
5.3.1	<i>Média móvel</i>	85
5.3.2	<i>Média móvel ponderada</i>	89
5.3.3	Suavização exponencial simples	91
5.3.4	<i>Suavização exponencial de Holt</i>	95
5.3.5	<i>Suavização exponencial de Holt-Winters</i>	98
5.3.6	<i>Box e Jenkins</i>	102
5.3.7	Comparação entre as técnicas	105
5.3.8	<i>Aplicação Holt Winters aditivo jantar e multiplicativo no jantar</i>	106
5.3.9	<i>Teste</i>	110
5.4	Aplicação das previsões de demanda no semestre 2025.2	117
5.5	Comparação entre previsão e previsão ajustada	121
5.6	Teste <i>t</i> pareado: comparação entre erro da previsão e erro da previsão ajustada	123
5.7	Comparação das sobras antes e depois da aplicação do método de previsão	124
5.8	Análise de correlação entre erro de previsão e sobras	126
6	CONCLUSÃO	128
6.1	Considerações finais	128
6.2	Sugestão para o Restaurante Universitário	130
6.3	Limitações da pesquisa	130
6.4	Sugestões para trabalhos futuros	131
	REFERÊNCIAS	132
	APÊNDICE A - PREVISÕES AJUSTADAS	141
	APÊNDICE B - PRODUTO TÉCNICO	142

1 INTRODUÇÃO

Essa seção apresenta a contextualização do tema, ambienta o problema da pesquisa, exhibe os objetivos da dissertação, demonstra a importância do estudo e expõe a estrutura do texto.

1.1 Contextualização do tema

A partir de 2005, a expansão da educação superior beneficiou de forma considerável indivíduos pertencentes aos estratos de renda mais baixos, as universidades públicas passaram a acolher uma maior proporção de estudantes de baixa renda, que residem em áreas não metropolitanas e, em sua maioria, pretos e pardos, a tendência foi de redução das desigualdades de oportunidade de acesso, tornando mais democráticas as universidades públicas brasileiras (Costa, 2021).

O ingresso no ambiente universitário, por si só, causa uma série de mudanças na vida dos discentes, principalmente para aqueles que precisam sair do seu ambiente familiar para cursar uma graduação. Por isso, as Instituições Federais de Ensino Superior (IFES) devem disponibilizar ações de assistência estudantil, buscando favorecer a adaptação e garantir a permanência no ensino superior (Sousa, 2023).

A evolução das sociedades, juntamente com deslocamentos prolongados devido a extensas jornadas de trabalho ou estudos, impede que um considerável número de indivíduos possa fazer refeições regulares em suas casas. Isso tem levado a uma crescente preferência pelos estabelecimentos que proporcionam refeições coletivas, emergindo como a opção mais praticável para uma parte relevante da população (Borges; Neta; Lopes, 2016).

Nesse cenário, o Restaurante Universitário (RU) está presente em diversas instituições para a execução do programa alimentação, viabilizando aos discentes a conveniência de realizar suas refeições dentro do campus, por um baixo custo, adequada em quantidade e qualidade higiênico sanitária, além de ser um espaço destinado ao convívio entre os mais diversos atores da comunidade acadêmica e também como espaço para expressões artísticas, políticas e culturais (Sousa, 2023).

A produção e distribuição de refeições em larga escala envolvem diferentes tipos de Unidades de Alimentação e Nutrição (UAN), presentes em complexos industriais, empresas, escolas, hotéis, hospitais, entre outros estabelecimentos (Abreu; Spinelli; Pinto, 2023). Essas UANs têm como principal função fornecer refeições nutricionalmente equilibradas, adaptadas

às necessidades dos clientes e em condições higiênico-sanitárias adequadas, visando ao desenvolvimento de hábitos alimentares saudáveis na população atendida (Costa *et al.*, 2017).

Embora o Brasil enfrente problemas de fome e miséria como questões de saúde pública, também se encontra entre os países que mais desperdiçam alimentos. O controle do desperdício possui implicações não apenas éticas, mas também econômicas e políticas, visto que o impacto dessas perdas se manifesta em prejuízos econômicos e impactos ambientais significativos. Esse cenário é particularmente visível quando a oferta diminui, resultando em aumento nos preços dos produtos. Portanto, a redução do desperdício emerge como um tópico relevante, merecendo discussões abrangentes tanto na população em geral quanto entre os pesquisadores (Peixoto; Pinto, 2016).

No contexto das UANs, o desperdício de alimentos pode ser medido por indicadores como percentual de sobras representados pelos alimentos que foram produzidos, mas não foram distribuídos aos consumidores e percentual de resto-ingestão representados pelos alimentos distribuídos e deixados no prato pelos consumidores (Vaz, 2006).

O percentual de sobras é um indicador importante na avaliação do desperdício alimentar e deve ser mantido sob controle. O planejamento eficaz é essencial para evitar o altos percentuais de sobras, garantindo uma alimentação adequada, além de contribuir para a sustentabilidade financeira da unidade (Abreu; Spinelli; Pinto, 2023). É importante destacar que as sobras podem ser reaproveitadas, porém esse reaproveitamento somente é permitido para preparações que foram monitoradas quanto ao binômio tempo e temperatura, sendo vedada a reutilização de alimentos que foram colocados na distribuição (Abranches, 2017).

As IFES têm várias ações de apoio aos estudantes, incluindo os RUs. A redução do desperdício nesses espaços diminui a geração de resíduos, visto que os excedentes orgânicos constituem a maior parte dos resíduos gerados em UANs (Zotesso, 2016). Portanto, ao considerar o papel dos RUs nas IFES e os desafios relacionados ao desperdício alimentar, principalmente no que se refere ao quantitativo de sobras, a previsão de demanda aparece como uma alternativa para melhorar o planejamento, auxiliando a produção na medida certa e evitando excedentes.

A previsão de demanda constitui uma ferramenta importante para o planejamento e controle da produção, uma vez que a escolha do modelo preditivo adequado exerce influência direta sobre a precisão das estimativas realizadas e, conseqüentemente, sobre a qualidade das decisões fundamentadas nesses resultados. Uma boa previsão pode resultar na diminuição da incidência de escassez de alimentos e na taxa de desperdício causada pelo excesso na produção (Ribeiro, 2017).

Nesse contexto, a previsão de demanda tem por finalidade subsidiar o planejamento do número de comensais, auxiliando na tomada de decisão relacionadas às quantidades produzidas. Ao estimar com maior precisão o fluxo de comensais em cada refeição, os gestores conseguem ajustar a quantidade de preparo às necessidades reais da clientela, evitando dessa forma excessos na produção, que tendem a resultar em sobras elevadas.

Além disso, uma previsão mais assertiva reduz o risco de falta de refeições, situação que compromete o atendimento adequado aos comensais e prejudica a qualidade do serviço prestado. Existem, basicamente, dois grupos de métodos de previsão de demanda denominados de métodos quantitativos e métodos qualitativos, os quais são subdivididos em diversos modelos. Neste trabalho o enfoque será dado aos métodos quantitativos como estratégia para aprimorar o planejamento e reduzir o desperdício no RU.

1.2 Problema da pesquisa

O RU da Universitário da Universidade Federal do Ceará (UFC), Campus de Crateús realiza semanalmente o planejamento do fornecimento de refeições para a semana subsequente com o objetivo de dimensionar a quantidade e embasar a prestação de serviço da empresa terceirizada. Atualmente, essa previsão é realizada de forma subjetiva pela nutricionista do RU.

O estudo apresentado neste trabalho visa elaborar um sistema de previsão, baseado em dados históricos de demanda, de forma que as previsões sejam mais assertivas e diminuindo assim o índice de sobras de alimentos. Outra característica desejada é a de que o modelo construído seja de fácil manipulação. Tal funcionalidade se torna interessante em uma possível mudança do padrão de demanda em decorrência da abertura de novos cursos, por exemplo, ou quando ocorrem novas contratações de profissionais gestores, tanto na universidade quanto nas empresas prestadoras de serviço.

Levanta-se, então, o seguinte questionamento que norteará esta pesquisa: como a previsão de demanda pode ser utilizada como ferramenta para a redução de sobras de alimentos em um restaurante universitário?

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo geral

O objetivo deste trabalho é analisar a quantidade de comensais, utilizando previsão de demanda baseada em séries temporais, no Restaurante Universitário da Universidade Federal do Ceará, campus de Crateús, buscando reduzir as sobras de alimentos.

1.3.2 Objetivos específicos

- a) Identificar padrões na demanda a partir de dados históricos dos semestres 2023.1, 2023.2 e 2024.1;
- b) Comparar as principais técnicas de previsão de demanda baseadas em séries temporais com a demanda real de comensais do restaurante universitário no período de 2024.2 e 2025.1, por meio do cálculo dos erros;
- c) Aplicar as técnicas de previsão mais aderentes à demanda do restaurante universitário nos meses de setembro, outubro e novembro de 2025, buscando reduzir o índice de sobras de alimentos em comparação aos meses anteriores ao estudo;
- d) Desenvolver um manual que descreva a técnica de previsão de demanda selecionada, apresentando instruções para sua aplicação prática pelos gestores do RU, a fim de apoiar o planejamento da produção e a redução de sobras alimentares.

1.4 Justificativa e relevância

O gerenciamento do desperdício nos RUs apresenta-se como um desafio complexo. Isso requer um planejamento minucioso da quantidade de refeições preparadas, levando em conta diversos fatores, tais como o número de comensais, o cardápio oferecido, a capacitação da equipe envolvida e até mesmo as particularidades da estação climática. Dessa forma, a gestão responsável dos excedentes contribui não apenas para a redução do desperdício, mas também para a promoção da sustentabilidade e do uso eficiente dos recursos (Zanini, 2013).

Este estudo busca melhorar a previsão de demanda no RU da UFC de Crateús, com o objetivo de reduzir sobras de alimentos, permitindo que o RU atenda de forma mais precisa à demanda real de comensais, sem faltar ou sobrar comida. Isso deve-se ao fato que o correto dimensionamento pode reduzir o tempo de espera dos comensais, melhorando assim a experiência da comunidade acadêmica, que possuem intervalos curtos para almoço e jantar devido ao horário das aulas.

Além disso, o presente estudo alinha-se ao Plano de Desenvolvimento Institucional – PDI da UFC no seu Objetivo Estratégico 11, Programa: Permanência e desempenho

acadêmico dos estudantes assistidos, ação estratégica 4 - Consolidar o Restaurante Universitário como um espaço de realização e divulgação de estudos e pesquisas relacionadas ao setor e à área da nutrição, ratificando-o como um ambiente de desenvolvimento de pesquisas de ensino e extensão, além de local de recepção de estágios para estudantes de graduação na área de alimentação e nutrição, promovendo a interdisciplinaridade técnico-científica.

A literatura científica nacional acerca do desperdício de alimentos em RUs apresenta estudos voltados, em sua maioria, para abordagens educativas com campanhas de sensibilização, capacitação de equipes e análises operacionais do serviço de alimentação, conforme visto em Zanini, 2013; Zimmermann e De Mesquita, 2011; Borges *et al.*, 2019 e Barros *et al.*, 2024.

Assim, ao oferecer uma abordagem quantitativa complementar às estratégias tradicionalmente adotadas, do ponto de vista acadêmico, o estudo colabora para o avanço do conhecimento na área de gestão de serviços de alimentação, pois percebe-se que não há muitos trabalhos que utilizem a previsão de demanda com o intuito de resolver os problemas enfrentados pelos gestores de RUs.

Este trabalho gera uma contribuição para a UFC a partir de um manual contendo a técnica e as etapas da previsão de demanda, que poderá ser aplicado pelos gestores e trará como benefício um melhor dimensionamento da quantidade de refeições, redução de sobras e qualificação da tomada de decisões no planejamento da UAN.

Adicionalmente, esta pesquisa contribuirá para a redução da geração de resíduos, alinhando-se aos princípios da sustentabilidade. No âmbito da inovação, este trabalho busca enfrentar o desperdício de alimentos por meio da melhoria na previsão do número de comensais e, conseqüentemente, da redução das sobras. Essa abordagem diferencia-se de outros estudos presentes na literatura, que, ao tratar do desperdício em RUs, concentram-se predominantemente na redução do resto-ingestão por meio de campanhas educativas. Aqui, a inovação reside em atuar sobre a etapa anterior do processo, o planejamento da produção, oferecendo uma estratégia preventiva.

1.5 Estrutura do trabalho

A estrutura deste trabalho está organizada em cinco capítulos. Ele inicia com a introdução da pesquisa, que inclui uma contextualização do tema, a delimitação da

problemática, a justificativa e a relevância do estudo, bem como o objetivo geral e objetivos específicos.

Nos capítulos dois e três, é realizada a revisão da literatura, abordando inicialmente as Unidades de Alimentação e Nutrição, com ênfase no desperdício decorrente da produção e distribuição de alimentos. Em seguida, discute-se a importância dos Restaurantes Universitários como instrumento de promoção da permanência e do sucesso acadêmico dos estudantes, contextualizando a atuação da Política Nacional de Assistência Estudantil.

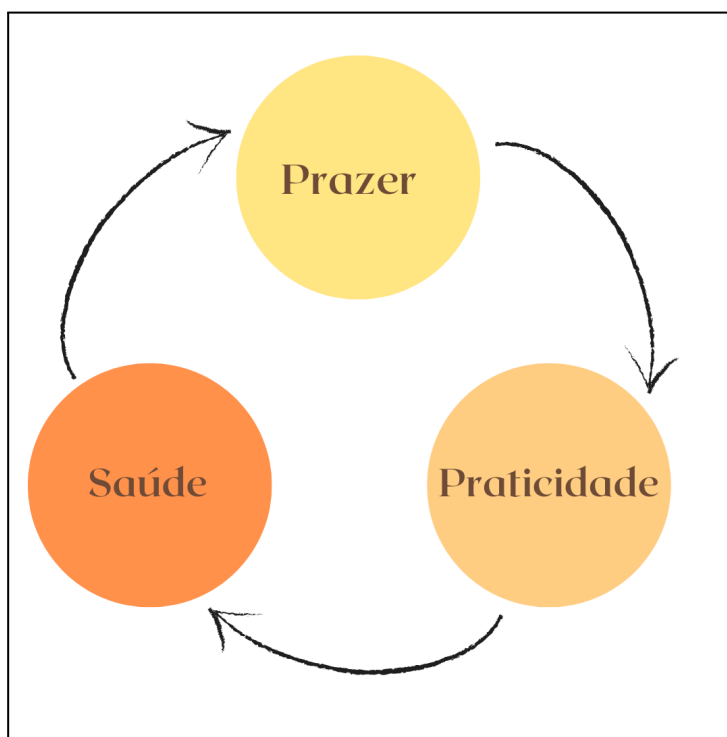
Dando continuidade, são discutidos os conceitos e a relevância da previsão de demanda, suas etapas de desenvolvimento, os métodos de previsão e as formas de análise dos erros associados às previsões.

Em seguida, o quarto capítulo exibe a metodologia empregada no trabalho. Logo depois, o quinto capítulo detalha os resultados da pesquisa e por fim o sexto capítulo traz as conclusões onde são apresentados os desfechos de como obteve os objetivos do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

2 RESTAURANTES UNIVERSITÁRIOS NO CONTEXTO DA ASSISTÊNCIA ESTUDANTIL E DA ALIMENTAÇÃO COLETIVA

Os RUs têm um papel essencial na vida dos estudantes, atendendo a três necessidades fundamentais. Em primeiro lugar, o prazer de uma boa refeição, que vai além da simples nutrição e se relaciona ao desejo e a satisfação pessoal. Em segundo lugar, trazem praticidade, pois oferecem uma opção acessível e conveniente para quem tem uma rotina corrida. Por fim, a saúde, garantindo uma alimentação equilibrada e adequada às necessidades de cada um (Peripolli, 2020). Na figura 1 estão representados os três pilares que representam o papel do RU.

Figura 1 - Funções dos Restaurantes Universitários



Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Peripolli (2020).

Conforme informação obtida no mês de junho de 2025, através da Plataforma Integrada de Ouvidoria e Acesso à Informação Fala.BR, das 69 universidades federais, somente duas (Universidade Federal do Sul da Bahia - UFSB e Universidade Federal do Agreste de Pernambuco - UFAPE) não possuem RUs. Contudo, essas duas universidades federais foram contempladas com recursos do Programa de Aceleração do Crescimento (Novo PAC) para a construção desse importante equipamento para assistência estudantil, cujas obras

estão em andamento. Para atender a ausência de RUs, essas duas universidades federais concedem auxílio-alimentação aos seus estudantes com recursos da PNAES. Contudo, as universidades federais não possuem RUs em todos os seus campi. Por exemplo, a Universidade Federal do Oeste do Pará (Ufopa) tem RU no campus sede, mas não tem nos outros seis campi.

Neste contexto, é importante destacar que os RUs caracterizam-se como um tipo de Unidade de Alimentação e Nutrição (UAN), pois desempenham funções típicas desse serviço, como o planejamento, a preparação e a distribuição de refeições. Conforme destacado por Teixeira (2006), a UAN representa uma unidade de trabalho ou órgão dentro de uma empresa, que se dedica a atividades relacionadas à alimentação e nutrição, desempenhando um papel importante nessa esfera, também servindo como um ambiente propício para a implementação de ações de educação em saúde.

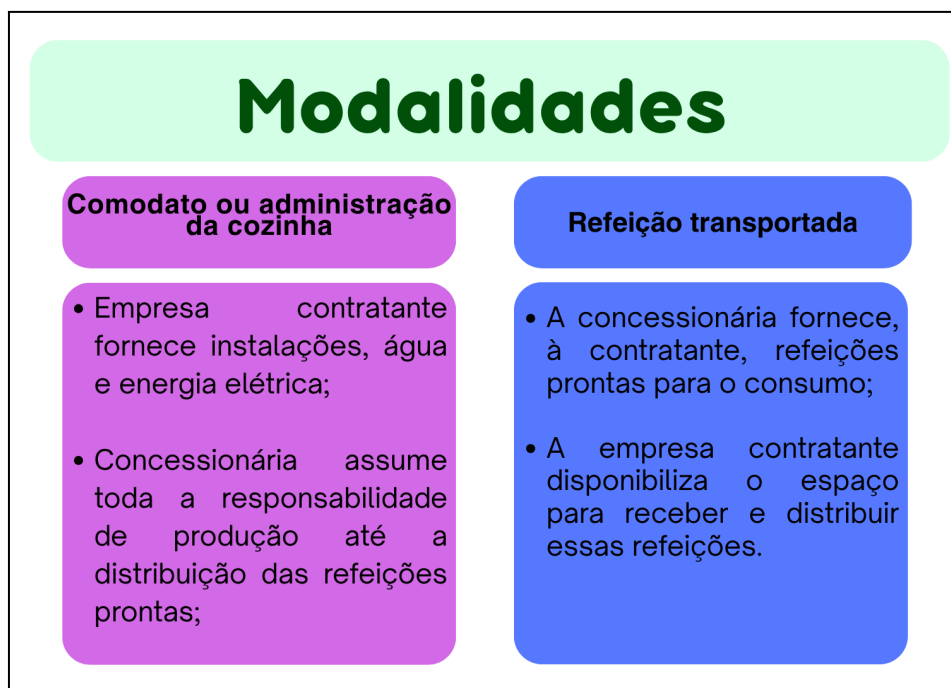
2.1 Os Restaurantes Universitários como Unidades de Alimentação e Nutrição (UAN)

Seguindo a abordagem de Abreu, Spinelli e Pinto (2023), a UAN pode ser compreendida como um conjunto de espaços que tem como propósito principal facilitar o fornecimento nutricional para grupos de pessoas. Nesse sentido, a UAN opera como um serviço bem estruturado, com uma sequência de procedimentos destinados a oferecer refeições equilibradas, seguindo os padrões de higiene e dietéticos. Isso visa atender às necessidades nutricionais dos clientes, enquanto respeita as limitações financeiras da instituição, considerando também o ambiente, a convivência e a higiene das instalações. Assim, os três pilares essenciais do serviço de alimentação são o ambiente, a eficiência do serviço e a adequação do cardápio às expectativas do público-alvo.

Além disso, a UAN se dedica à realização de programas educacionais, tanto em nível individual quanto coletivo, conduz pesquisas na área da nutrição, auxilia na formação de profissionais da saúde e avalia as atividades do serviço (Teixeira *et al.*, 2006).

Destacam-se ainda, duas abordagens de gerenciamento para UAN: a Autogestão, em que a empresa controla todo o processo de produção alimentar e a Concessão, em que a gestão é entregue a um terceiro (Abreu; Spinelli; Pinto, 2023). De acordo com a Figura 2 nas universidades públicas a concessão tende a ser executada de duas maneiras.

Figura 2 - Modalidades de gerenciamento de UAN



Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Weis; Corte; Venturi (2022).

Quanto aos sistemas de distribuição de refeições, são três abordagens: centralizado, onde produção e distribuição ocorrem no mesmo local; descentralizado, onde as refeições são produzidas centralmente e distribuídas em locais distintos; e o sistema misto, que combina distribuição centralizada e descentralizada (Abreu; Spinelli; Pinto, 2023).

Os serviços públicos de alimentação têm a responsabilidade de produzir e distribuir refeições em várias instituições, como escolas, hospitais e universidades. Essas atividades envolvem uma gestão complexa que abrange recursos humanos, equipamentos, aquisições e finanças. Neste sentido, os RUs configuram-se como uma modalidade específica de UAN, responsáveis pela produção e distribuição de refeições em larga escala, com foco na promoção da segurança alimentar, no atendimento das necessidades nutricionais e no fortalecimento das políticas de assistência estudantil (Vidrik, 2006).

Em contraste com restaurantes convencionais, nos campi universitários, a alimentação é vista como uma necessidade para sustentar os estudos, e a presença das pessoas no campus apenas para comer é limitada, como indicado pelo fechamento de muitos campi nos fins de semana (Vidrik, 2006).

Embora as UANs desempenhem um importante papel na oferta de refeições equilibradas, a produção e distribuição de alimentos enfrentam desafios, especialmente em relação ao desperdício. Este fenômeno impacta não apenas os custos operacionais, mas

também a eficiência na utilização de recursos. Diante do crescente volume de desperdício nos serviços alimentares e da crescente preocupação com a sustentabilidade, é necessário adotar estratégias que minimizem o desperdício. Além disso, essa questão ganha relevância quando discutida no contexto dos Restaurantes Universitários, que, apesar de integrarem a alimentação coletiva, possuem particularidades que exigem atenção específica (Da Conceição; De Lira; Fonseca, 2020).

2.2 Desperdício de alimentos em Restaurantes Universitários

O desperdício de alimentos manifesta-se em diversas situações, como sobras deixadas nos pratos, produtos processados mas não distribuídos, alimentos deteriorados e perdas durante o armazenamento (Deliberador; Batalha; Souza, 2018). Além dos fatores já mencionados, existem outros elementos que contribuem para o desperdício, como previsões inadequadas de demanda por refeições, preferências alimentares, capacitação dos funcionários, ausência de indicadores de qualidade, compras desprovidas de critérios e influência climática. Essa análise da quantidade desperdiçada pode ser atribuída a diversos fatores, como aceitação do cardápio e porções servidas, entre outros (Canónico; Pagamunici; Ruiz, 2014).

É notório que a fome ainda persiste como uma realidade contemporânea, enquanto alimentos em condições ideais para o consumo são descartados por diversas razões que requerem uma análise mais profunda (Soares *et al.*, 2018).

É importante que os consumidores sejam orientados a se servirem apenas do que realmente pretendem comer. Miroso *et al.* (2016) apontaram que as campanhas de conscientização sobre o desperdício de alimentos são intervenções que podem informar os consumidores sobre os impactos na segurança alimentar e no meio ambiente, também sugeriram que os estudantes fizessem encomendas de refeições com antecedência, com a possibilidade de cancelamento antes da entrega, além disso propuseram que os estudantes indicassem os alimentos desejados para a próxima refeição.

No entanto, os autores ressaltaram o risco associado a essa abordagem, uma vez que as preferências dos consumidores podem variar de um dia para o outro, potencialmente levando a níveis mais altos de desperdício de alimentos (Miroso *et al.*, 2016).

Vale ressaltar que a produção de alimentos na UAN gera uma variedade de resíduos, o que torna ainda mais imperativa a adoção de práticas voltadas para a preservação dos recursos

naturais e a redução dos impactos ambientais. Na gestão das UANs, é necessário controlar sobras e restos (Rodrigues, 2019).

A implementação de campanhas de conscientização e a realização de treinamentos regulares para os colaboradores se mostram estratégias promissoras na redução do desperdício de alimentos na UAN. Além disso, o acompanhamento das atividades e a criação de procedimentos rotineiros, com a padronização de processos técnicos-operacionais e das quantidades de alimentos utilizadas, constituem medidas eficazes para minimizar as sobras alimentares. Uma abordagem adicional, que transcende a produção e impacta a quantidade de sobras não consumidas, envolve avaliar os cardápios, conduzir pesquisas de aceitação dos alimentos e promover conscientização entre os comensais (Borges; Neta; Lopes, 2016).

2.2.1 Resto-ingesta

O índice de "resto ingesta" (RI) refere-se ao alimento que foi distribuído e não foi consumido. Inicialmente é feita a pesagem do alimento distribuído, logo em seguida ocorre a coleta e pesagem do alimento que permanece nos pratos após as refeições. Aplica-se então a fórmula que expressa em percentual a relação entre a quantidade de alimento que retornou nos pratos e o total servido (Soares *et al.*, 2018).

Conforme Castro e Queiroz (2012), o resto ingesta pode ser classificado em quatro categorias: ótimo (0 a 5%), regular (5 a 10%), ruim (10 a 15%) ou péssimo (acima de 15%). Vaz (2006) sugere que o "resto ingesta" *per capita* deve situar-se entre 15 e 45 g ou, em termos percentuais, entre 2% e 5% da quantidade servida.

Pesquisas realizadas em restaurantes universitários brasileiros mostram que o índice do resto-ingestão permanece expressivo e heterogêneo entre diferentes regiões do país. Esses estudos, conduzidos em diferentes contextos institucionais, exibem tanto variações metodológicas quanto particularidades relacionadas ao perfil dos comensais e ao funcionamento de cada unidade.

Em São Paulo, por exemplo, Domingues e colaboradores (2016) relataram médias de desperdício superiores às definidas por Castro e Queiroz (2012), enquanto pesquisas desenvolvidas no Paraná, Bahia, Piauí e Acre também apontaram índices relevantes, muitas vezes acima do intervalo recomendado para serviços de alimentação coletiva. Reforçando que a redução de restos nos RUs ainda constitui um desafio persistente. O Quadro 1 apresenta um resumo desses achados, permitindo visualizar a diversidade de cenários observados no país.

Quadro 1 – Estudos sobre resto-ingesta em restaurantes universitários brasileiros

Local	Tipo de refeição	Resultado (Média (g)± DP ou %)
Restaurante universitário na zona sul de São Paulo/SP	Almoço	60,8 g ± 9,4 g
Restaurante universitário da Universidade Estadual de Maringá (PR)	Almoço e jantar	Março: 11,9% ± 2,4% Agosto: 10,4% ± 2,7%
Restaurante universitário de Francisco Beltrão/PR	Almoço	0,030 g ± 0,005 g
Restaurante universitário de Salvador/BA	Almoço ou jantar	13,9%
Restaurante universitário de Picos/PI	Almoço	16,8%
Restaurante universitário da Universidade Federal do Acre (AC)	Almoço	12,0%
Restaurante Universitário da Universidade Federal do Rio Grande do Norte (RN)	Almoço	11,15%
Restaurante Universitário da Universidade Federal de Santa Maria (RS)	Almoço	9,74%

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Domingues *et al* (2016), Zotesso *et al*(2016), Massarollo; Fagundes; Prieto (2020), Oliveira et al (2021), Costa et al(2017), Soares et al (2018), Varela *et al*(2015), Zanini et al (2017).

2.2.2 Sobras

Quanto às sobras, essas são divididas em dois tipos, sobra suja e sobra limpa, a sobra limpa refere-se ao alimento preparado que não chegou a ser distribuído, exigindo o controle de tempo e temperatura para que possa ser reaproveitado com segurança. A sobra suja corresponde aos alimentos que permanecem nas cubas após o serviço e que, por questões de segurança microbiológica, não podem ser reutilizados (Rabelo; Alves, 2016).

Em relação às sobras, Vaz (2006) propõe que o percentual aceitável seja de até 3% ou equivalente a 7 a 25g por pessoa. No entanto, de acordo com Abreu, Spinelli e Pinto (2023), não há uma porcentagem padrão para as sobras. O restaurante deve monitorar as sobras ao longo do tempo e definir um parâmetro específico para a unidade levando em consideração a margem de segurança estabelecida em comparação com o número de clientes atendidos no dia

e as sobras individualizadas das preparações. Esse acompanhamento permite identificar ajustes necessários no cardápio ou na *per capita*.

As sobras têm se mostrado relevantes em diferentes RUs brasileiros, reforçando que esse indicador ainda representa um desafio para os serviços de alimentação coletiva. De modo geral, os achados sugerem que as unidades avaliadas convivem com níveis de sobra acima do ideal, o que pode refletir falhas no dimensionamento das preparações, na previsão da demanda ou em aspectos relacionados ao perfil dos comensais. O Quadro 2 apresenta uma síntese desses resultados.

Quadro 2 – Estudos sobre sobras em restaurantes universitários brasileiros

Local	Tipo de refeição	Per capita (Média ± DP ou %)
Restaurante universitário da zona sul de São Paulo/SP	Almoço	63,3 g ± 32,3 g
Restaurante universitário da Universidade Estadual de Maringá (PR)	Almoço e jantar	Março: 13,3% ± 8,2% Agosto: 16,4% ± 8,0%
Restaurante universitário de Salvador/BA	Almoço ou jantar	21,5%

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Domingues *et al* (2016), Zotesso *et al*(2016), Oliveira (2021).

O volume das sobras também pode estar associada a oscilações no fluxo de comensais, que constituem um dos fatores mais sensíveis no planejamento das refeições. Reduções inesperadas no número de comensais, mesmo que ocasionais, tendem a comprometer a precisão do dimensionamento das preparações e podem resultar em produção acima da necessidade (Weis; Corte; Venturi, 2022).

Além desse aspecto, é importante considerar a possibilidade de que alguns pratos não estejam de acordo com os hábitos do público, de que o cálculo das quantidades a serem produzidas esteja incorreto ou de que determinadas preparações não atendam às expectativas sensoriais. A compreensão desses elementos contribui para a identificação das causas das sobras e orienta estratégias mais eficazes de gestão do processo produtivo (Weis; Corte; Venturi, 2022).

2.2.3 Estratégias e estudos aplicados à redução do desperdício em RUs

Diversas instituições de ensino superior no país têm desenvolvido iniciativas voltadas à redução do desperdício de alimentos em restaurantes universitários, reconhecendo que esse é um desafio multifatorial que envolve tanto aspectos operacionais quanto comportamentais. Essas ações incluem campanhas de sensibilização junto aos comensais, capacitações voltadas às equipes de cozinha, estratégias educativas relacionadas ao uso integral dos alimentos e, em alguns casos, ajustes no uso de utensílios empregados no serviço, como a substituição de bandejas por pratos. Os estudos realizados nessas instituições mostram a busca contínua por práticas mais eficientes e sustentáveis, capazes de reduzir perdas ao longo do processo produtivo e promover escolhas alimentares mais conscientes. O Quadro 3 apresenta uma síntese dos objetivos e metodologias adotados nessas diferentes experiências.

Quadro 3 –Trabalhos aplicados a Redução de Desperdício em RU

Local	Objetivo	Metodologia
Universidade Federal do Rio Grande do Norte (RN)	Avaliar o impacto de uma campanha contra o desperdício sobre o peso do rejeito e o índice de resto (almoço e jantar).	Campanha de sensibilização realizada com os comensais em abril de 2019, com ações educativas voltadas à redução do desperdício.
Universidade pública do norte de Minas Gerais (MG)	Reduzir o desperdício de alimentos em uma UAN da universidade.	Avaliação antes e após capacitação dos funcionários para redução das sobras de alimentos no balcão de distribuição e realização de campanha de conscientização para os comensais para redução dos restos de ingestão.
Universidade Federal de Santa Maria (RS)	Quantificar o desperdício, avaliar estratégias e analisar resultados alcançados.	Levantamento de dados de desperdício referentes a 1998 e ao período antes e durante as campanhas “Resto Zero” (1999–2009).
UNICAMP	Comparar modelos de serviço (bandejas ou pratos) quanto ao desperdício e ao uso de recursos.	Comparação entre RU com bandejas e restaurante administrativo com pratos, considerando desperdício, uso de água, energia e materiais de limpeza.
Universidade Federal de Campina Grande (PB)	Descrever experiências de educação voltadas ao aproveitamento integral dos alimentos.	Ações educativas com manipuladores, desenvolvimento de preparações com partes não convencionais, treinamento das equipes e campanhas de conscientização com comensais.
Universidade Federal de Santa Maria (RS)	Identificar gargalos do desperdício de alimentos e propor medidas de redução.	Aplicação de questionário a usuários do RU sobre causas que levam ao desperdício nos pratos.

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Barros, *et al.*(2024), Borges, et al (2019), Zimmermann e De Mesquita (2011), Sogumo (2005), Costa Maciel (2022), Zanini (2013).

2.3 A importância dos Restaurantes Universitários para a permanência e sucesso dos estudantes

Para entender a importância dos RUs como instrumento de assistência estudantil nas universidades públicas, é importante reconhecer a alimentação como um fator determinante para a permanência e o sucesso dos estudantes no ensino superior. Neste sentido os RUs atuam promovendo a inclusão social e a formação de hábitos alimentares saudáveis (Belisario; Silva, 2024).

O RU é uma unidade essencial para os estudantes, em especial atenção aos alunos com vulnerabilidade econômica e aos que ingressam por meio de ações afirmativas, uma vez que é fornecida diariamente alimentação adequada por um preço acessível (Universidade Federal do Ceará, 2025d).

Diferentemente de outros tipos de restaurantes, o RU não possui como objetivo obter lucro pelo seu funcionamento, mas tem que se gerir com os recursos provenientes da própria Universidade e com o subsídio do Governo Federal, por meio da Política Nacional de Assistência Estudantil (PNAES). Vale ressaltar que o custo da refeição é subsidiado pela instituição. Deste modo, o valor da refeição é maior do que o preço real pago pelos consumidores (Universidade Federal do Ceará, 2025d).

Historicamente, há registros de que a preocupação com a alimentação dos estudantes menos favorecidos economicamente sempre esteve presente na educação superior brasileira. A primeira universidade do Brasil foi estabelecida em 1920, na cidade do Rio de Janeiro, com a denominação de Universidade do Rio de Janeiro. A criação dessa instituição ocorreu por meio do Decreto nº 14.343, assinado pelo então presidente Epitácio Pessoa em 7 de setembro de 1920, caracterizando um marco no início das Instituições de Ensino Superior no país (Mota, 2020).

Porém, somente no início da década seguinte (1930), já no Governo Vargas, houve a abertura da Casa do Estudante do Brasil, também no Rio de Janeiro, tendo como intuito oferecer suporte aos estudantes com maiores dificuldades financeiras. O espaço consistia em um casarão de três andares, em conjunto a um restaurante popular, frequentado por estudantes necessitados (Costa, 2010).

A partir da década de 1970, o número de RUs aumentou devido a criação de campus universitários mais distantes dos centros urbanos. Isso fez com que o tempo de deslocamento entre as residências e a universidade aumentasse. Nesse contexto, o serviço de alimentação, especialmente o oferecido pelos RUs, se tornou fundamental para garantir uma necessidade

básica: a alimentação dos alunos e de toda a comunidade acadêmica (Cordeiro; Chagas; Souza, 2024). Para os estudantes, em especial aqueles de baixa renda ou que moram longe da universidade, o RU é uma ferramenta essencial de apoio, pois proporciona refeições seguras e equilibradas a preços acessíveis e próximo ao local de estudo dos mesmos (Zanini, 2013).

As instituições federais de ensino superior têm a importante missão de criar condições que ajudem a diminuir as dificuldades enfrentadas pelos estudantes, especialmente aqueles em situação de vulnerabilidade, garantindo assim sua permanência na universidade. No que diz respeito à alimentação, as gestões dessas instituições precisam garantir e ampliar os programas e ações nessa área, com foco especial nos restaurantes universitários, que são essenciais para assegurar o acesso a uma alimentação de qualidade para todos os alunos (Sousa, 2023).

Neste sentido, a Política Nacional de Assistência Estudantil (PNAES) se estabelece como um marco importante, pois alinha as iniciativas de apoio à alimentação com outras ações direcionadas para garantir a inclusão e a permanência de estudantes nas universidades públicas.

2.4 Política Nacional de Assistência Estudantil

No Brasil, um país marcado por profundas desigualdades, o acesso a uma educação de qualidade está inserido em um contexto amplo e desafiador. A formação acadêmica desempenha um papel fundamental no desenvolvimento social e na ampliação de oportunidades. Nesse cenário, as ações afirmativas se destacam como políticas públicas essenciais para a inclusão de grupos historicamente excluídos, garantindo seu acesso a programas educacionais, mesmo diante das diversas barreiras que possam enfrentar (Souza; Fava; Cintra, 2023).

Em 2007 foi instituído o Programa Nacional de Assistência Estudantil – PNAES, através da Portaria Normativa n. 39, de 12 de dezembro de 2007 para os estudantes de cursos de graduação presencial das Instituições Federais de Ensino Superior (IFES), sendo implementado a partir do ano de 2008. Tendo como ações iniciativas desenvolvidas na:

- I - moradia estudantil;
- II - alimentação;
- III - transporte;
- IV - assistência à saúde;
- V - inclusão digital;
- VI - cultura;
- VII - esporte;

VIII - creche; e
IX - apoio pedagógico

Em 2010, essa Portaria foi alterada e o PNAES foi regulamentado pelo Decreto nº 7.234, de 19 de julho de 2010. Foi então acrescentada no texto a iniciativa “X - acesso, participação e aprendizagem de estudantes com deficiência, transtornos globais do desenvolvimento e altas habilidades e superdotação” e também foram definidos os objetivos do PNAES:

Art. 2º São objetivos do PNAES:

- I – democratizar as condições de permanência dos jovens na educação superior pública federal;
- II - minimizar os efeitos das desigualdades sociais e regionais na permanência e conclusão da educação superior;
- III - reduzir as taxas de retenção e evasão; e
- IV - contribuir para a promoção da inclusão social pela educação.

Em 2024 o PNAES tornou-se uma política, a Política Nacional de Assistência Estudantil (PNAES), instituída pela Lei nº 14.914/2024, a implementação da política ocorre por meio das Secretarias de Educação Superior (SESU) e de Educação Profissional e Tecnológica (SETEC). A PNAES tem agora os seguintes objetivos:

Art. 2º São objetivos da PNAES:

- I - democratizar e garantir as condições de permanência de estudantes na educação pública federal;
- II - minimizar os efeitos das desigualdades sociais e regionais na permanência de estudantes nos cursos da educação pública federal e na conclusão desses cursos;
- III - reduzir as taxas de retenção e de evasão na educação pública federal;
- IV - contribuir para a promoção da melhoria de desempenho acadêmico, de inclusão social pela educação e de diplomação dos estudantes;
- V - apoiar estudantes estrangeiros da educação superior recebidos no âmbito de acordos de cooperação técnico-científica e cultural entre o Brasil e outros países;
- VI - estimular a participação e o alto desempenho de estudantes em competições, em olimpíadas, em concursos ou em exames de natureza esportiva e acadêmica;
- VII - estimular as iniciativas de formação, extensão e pesquisa específicas para a área de assistência estudantil.

A PNAES é formada por uma série de programas do governo federal, dentre esses programas está o Programa de Alimentação Saudável na Educação Superior (PASES) que em seu Art. 14. diz que:

As instituições federais de ensino superior e as instituições da rede federal de educação profissional, científica e tecnológica devem atuar de forma a oferecer espaços adequados para a oferta e o consumo de alimentos, por meio da criação e da disponibilização de restaurantes universitários que também atuem como espaços de formação cultural e para a cidadania.

§ 1º Os recursos do Pases deverão garantir as condições para a oferta de alimentação saudável e adequada nas instituições federais de ensino superior e nas instituições da rede federal de educação profissional, científica e tecnológica.

Na UFC, parte dos recursos da PNAES é usado para o financiamento do RU. É importante destacar que, apesar da PNAES ter alcance nacional, cada universidade tem autonomia para alocar os recursos de acordo com suas particularidades, desde que estejam em conformidade com os critérios e áreas estabelecidos pela política. Além desses recursos, o RU é financiado com recursos do tesouro nacional aprovados na Lei Orçamentária Anual (LOA) que estão sujeitos a cortes e contingenciamentos (Maciel, 2023).

3 PREVISÃO DE DEMANDA

Para realizar uma previsão de demanda de maneira eficiente, é necessário, entre outros aspectos, construir e manter uma base de dados históricos robusta, aplicar modelos matemáticos apropriados que ajudem a compreender o comportamento da demanda e analisar como fatores internos e externos influenciam esse comportamento. A utilização de ferramentas adequadas para prever a demanda futura com precisão é necessária para o sucesso de uma organização (Santos *et al.*, 2020).

3.1 Conceituação e importância de Previsão de Demanda

A previsão de demanda é uma metodologia para estimar o valor futuro de algo que nos interessa. Esse processo envolve identificar padrões de comportamento em dados históricos e projetar como esses comportamentos podem se desenvolver no futuro. Também é importante reconhecer os fatores que influenciam esse comportamento e usá-los para fazer previsões (Ackermann; Sellitto, 2022). Afinal de contas, fazer previsões é parte do dia a dia, e em todas as situações que envolvem previsão, a intenção é diminuir a incerteza sobre o futuro para uma tomada de decisões mais acertadas (Silva, 2019).

Para construir previsões de demanda, é necessário ter um sistema que envolve um conjunto de procedimentos para coletar, analisar e tratar dados e informações. O principal objetivo é gerar estimativas futuras com a maior precisão possível, algo que é fundamental para o planejamento e controle da produção nas empresas (Araújo *et al.*, 2018).

Um dos aspectos comuns nos métodos de previsão é que eles consideram a continuidade das causas que influenciam o objeto estudado. Em outras palavras, estes métodos partem do princípio de que as razões que no passado influenciaram para um determinado desfecho continuarão a ter impacto no futuro (Ackermann; Sellitto, 2022).

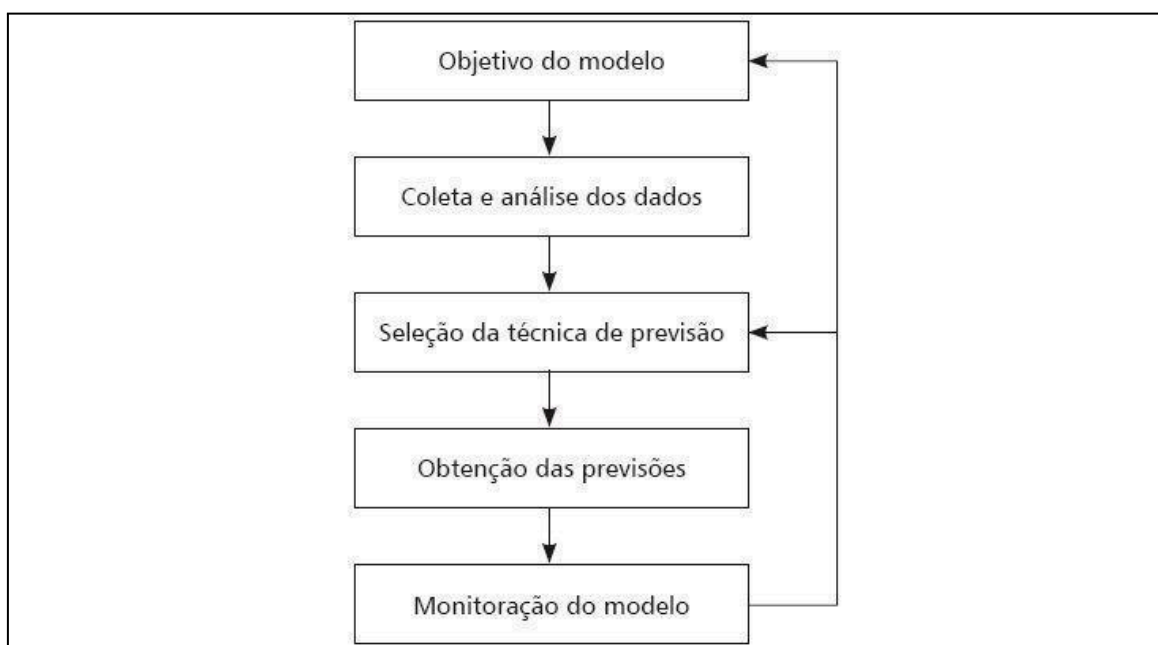
Boas previsões são importantes para um melhor atendimento aos clientes, para maiores lucros e menores perdas (Lage Junior, 2019). Por outro lado, previsões ruins podem ter impacto negativo, por meio de excesso de estoque, redução na qualidade do serviço prestado, colaboração reduzida com partes interessadas externas e muitas outras áreas na cadeia de suprimentos. Caso os erros na previsão de demanda não sejam corrigidos a tempo, são frequentemente amplificados na cadeia de suprimentos devido ao chamado efeito chicote, causando mais ineficiências na cadeia de suprimentos (Arvan *et al.*, 2019).

3.2 Etapas do desenvolvimento da Previsão da Demanda

A análise de previsão de demanda desenvolve-se por meio de diversas etapas e envolve múltiplos componentes. A construção de um sistema de previsão de demanda necessita que a organização possua conhecimento e competência em quatro áreas: (i) a identificação e a delimitação dos problemas a serem abordados; (ii) a aplicação adequada dos métodos de previsão; (iii) a definição de procedimentos para selecionar o método mais apropriado conforme a situação; e (iv) o estabelecimento de suporte organizacional que viabilize a adaptação e a utilização dos métodos necessários (Pellegrini; Fogliatto, 2001).

Quanto à metodologia, um modelo de previsão da demanda pode ser estruturado em cinco etapas básicas, apresentadas na Figura 3.

Figura 3 - Etapas do modelo de previsão de demanda



Fonte: Tubino (2017).

Inicialmente, define-se o objetivo do modelo, ou seja, qual a razão pela qual se necessita de previsões, em determinadas aplicações de previsão de demanda, a definição do problema pode representar a etapa mais complexa do processo. Diversos aspectos precisam ser considerados, como a forma de utilização da previsão, o contexto organizacional em que será aplicada e sua adequação à estrutura da instituição. O grau de detalhamento exigido é influenciado por fatores como a disponibilidade de dados, a precisão desejada, os custos associados à análise e as preferências da gestão (Pellegrini; Fogliatto, 2001).

Em seguida deve ser realizada a coleta e análise dos dados, com o objetivo de identificar e desenvolver a técnica de previsão que melhor se ajuste à situação, sendo que quanto mais dados históricos forem coletados e analisados, mais confiável a técnica de previsão será. Após a definição dos objetivos, coleta e análise dos dados, procede-se à escolha da técnica de previsão mais adequada. Essa etapa é muito importante, pois a seleção do método influencia diretamente a precisão das estimativas geradas (Tubino, 2017).

Na fase de obtenção das previsões, os dados históricos são organizados e representados graficamente, possibilitando a identificação de eventuais valores atípicos na série temporal, os quais podem comprometer a qualidade da modelagem. Tais valores anômalos podem resultar de diversos fatores, como erros de digitação, indisponibilidade de produtos, promoções ocasionais ou flutuações no mercado financeiro, entre outras causas (Pellegrini; Fogliatto, 2001).

A última etapa consiste em monitorar e atualizar os parâmetros empregados no modelo através da análise do erro de previsão. Em situações normais, um ajuste nos parâmetros do modelo, para que reflita as tendências mais recentes, é suficiente (Tubino, 2017).

3.3 Técnicas de Previsão de Demanda

Existem várias formas de prever demanda. Basicamente, a abordagem a ser utilizada dependerá da existência e da natureza de dados obtidos. Caso não existam dados quantitativos ou for muito custoso obtê-los, então a abordagem mais adequada é a abordagem qualitativa. Caso contrário a abordagem será a quantitativa (Lage Junior, 2019).

3.3.1 Técnicas Qualitativas

As técnicas estão baseadas na opinião e no julgamento de especialistas. Por serem mais rápidos de se preparar, são empregados quando não se dispõe de tempo para coletar e analisar os dados da demanda passada ou na introdução de um produto novo ou, ainda, quando ocorreram grandes mudanças, fazendo com que os dados passados fiquem rapidamente ultrapassados e não sejam confiáveis (Tubino, 2017). São técnicas que utilizam a expertise da equipe de especialistas, o que permite alta flexibilidade e análises mais amplas sobre aspectos estratégicos (Ackermann; Sellitto, 2022). A seguir alguns exemplos de métodos qualitativos:

- Método Delphi: um grupo de especialistas é selecionado e recebem questionários acerca de um determinado produto isoladamente. A cada devolução das respostas, o questionário é reformulado e novamente enviado de forma iterativa até o momento no qual as respostas dos especialistas sejam convergentes (Guerrini, 2018).
- Planejamento de cenário: esse método normalmente é usado para previsões a longo prazo onde os membros concebem cenários futuros. Tem como objetivo, promover a análise das opções com base nos cenários criados e dessa forma evitar os indesejados (Santos, 2020).
- Analogia histórica: com o uso desse método, inicialmente é realizada a análise de dados baseada em produtos semelhantes, dessa forma são realizadas previsões levando em consideração os dados coletados do produto (Guerrini, 2018).
- Abordagem de painel: um painel de previsores atua como um grupo de foco e permite que todos os participantes debatam abertamente. Como desvantagem deste método existe a dificuldade de consenso ou a visão de quem tem o cargo mais elevado na empresa predomina (Santos, 2020).

3.3.2 Técnicas Quantitativas

Para realizar uma previsão quantitativa é necessário que a informação sobre o passado esteja disponível, que essa informação possa ser quantificada na forma de dados numéricos e que exista a presunção de que alguns aspectos do que ocorreu no passado irão continuar no futuro, quanto maior o número de dados históricos disponíveis, melhor será o refinamento da série em relação ao método (Guerrini, 2018). As aferições das medições devem ser realizadas em intervalos regulares de tempo e para sua análise as observações devem apresentar dependência entre si (Silva, 2019).

As técnicas de previsão de demanda quantitativas utilizam modelos matemáticos para chegar aos valores previstos, permitindo assim controlar o erro. Esses métodos são classificados em métodos causais e séries temporais (Ackermann; Sellitto, 2022). Cada categoria tem suas propriedades específicas, com diferentes níveis de precisão e custos, que devem ser considerados na escolha do método mais adequado à situação analisada (Guerrini, 2018).

O método causal utiliza dados históricos de variáveis independentes, como por exemplo campanhas promocionais, condições econômicas e ações da concorrência, com o propósito de prever a demanda. O principal objetivo dessa abordagem consiste em estabelecer

uma equação capaz de identificar e quantificar o efeito das variáveis explicativas sobre a demanda do produto em análise. Para a aplicação do método causal, é necessário a existência de um fator que influencie os dados de maneira conhecida, de modo a contribuir para a formulação da previsão (Lage Júnior, 2019).

Nesse contexto, é necessário levantar dois conjuntos de dados: o histórico da demanda do produto, considerado a variável dependente, e o histórico da variável explicativa ou independente. A partir dessas informações, emprega-se a técnica de regressão, que permite estabelecer a equação matemática representativa da relação entre as variáveis. Quando essa relação resulta em uma equação linear, denomina-se regressão linear; caso configure uma equação curvilínea, trata-se de regressão não linear. A regressão é classificada como simples quando envolve apenas duas variáveis, e como múltipla quando abrange mais de duas. Entre os métodos mais aplicados nesta abordagem destacam-se: a regressão linear, a regressão curvilínea e a regressão múltipla (Tubino, 2017).

Por outro lado, a modelagem de séries temporais utiliza, predominantemente, o tempo como variável de entrada, sem recorrer a outras variáveis explicativas externas. Essa abordagem busca identificar padrões de comportamento passados de um fenômeno, com o objetivo de extrapolá-los para prever seu comportamento futuro. Os métodos de séries temporais são especialmente indicados para previsões de curto prazo, sobretudo quando os valores observados seguem um padrão de comportamento identificável ao longo do tempo. Nessa perspectiva, assume-se que o padrão detectado no passado tende a se repetir no futuro, permitindo a extrapolação dos dados históricos para a formulação das previsões (Guerrini, 2018).

Para selecionar o método de previsão mais adequado, é fundamental compreender o padrão de comportamento da série temporal, deve-se então fazer uma representação gráfica dos dados disponíveis. Os principais padrões que podem ser observados são: permanência, tendência, sazonalidade, ciclos e irregularidade (Tubino, 2019).

Na permanência existe a flutuação dos dados em torno de uma média constante. A tendência, por outro lado, caracteriza-se por um movimento gradual, que revela como a série se comporta a longo prazo, direcionando os dados. Trata-se do comportamento mais relevante e previsível, baseado em um padrão estabelecido pelos dados históricos (Guerrini, 2018). A tendência revela a direção e a intensidade com que a série evolui, permitindo identificar movimentos persistentes de elevação ou redução (Sousa; Silva; Silva, 2021).

A sazonalidade, por sua vez, refere-se às variações, para cima e para baixo, a intervalos regulares, refletindo comportamentos periódicos próprios do contexto analisado, associados a uma razão plausível para sua repetição. Ela é expressa em termos de uma quantidade ou percentual que se desvia dos valores médios da série. Caso exista tendência, ela deve ser considerada. O valor aplicado sobre a média, ou a tendência, é conhecido como índice de sazonalidade (IS) (Tubino, 2017).

Reconhecer e caracterizar esses elementos não apenas melhora a interpretação, mas também qualifica os procedimentos de modelagem e previsão, uma vez que muitos modelos estatísticos são construídos justamente sobre essas estruturas. O Quadro 4 sintetiza as definições de tendência e sazonalidade.

Quadro 4 – Tendência e Sazonalidade

Componente	Descrição
Tendência (T)	Indica a direção (crescimento ou decrescimento) e a velocidade com que os valores da série evoluem ao longo do tempo; pode apresentar trajetória linear ou não linear.
Sazonalidade (S)	Representa padrões que se repetem em intervalos regulares, como semanais, mensais ou anuais, caracterizando variações periódicas, com frequência fixa e conhecida, esses padrões se manifestam graficamente como picos e vales recorrentes.

Fonte: Elaborado pelo autor com informações de Barros *et al.* (2017).

Além da permanência, tendência e da sazonalidade, outro padrão que pode ser identificado nas séries temporais são os ciclos. Diferentemente da sazonalidade, os ciclos não possuem um período regular para ocorrer. A duração de cada ciclo pode se estender por períodos longos (Silva, 2019). Entre os exemplos típicos desse comportamento destacam-se as vendas de produtos como automóveis, aço e eletrodomésticos. A principal diferença entre o padrão sazonal e o cíclico é que o primeiro tem comprimento constante e ocorre em bases periódicas, enquanto o cíclico varia em comprimento (extensão) e magnitude (Guerrini, 2018).

Por fim, além dos padrões regulares, as séries temporais também podem apresentar variações irregulares ou aleatórias. São alterações nas demandas resultantes de fatores excepcionais, como greves ou catástrofes climáticas, que não podem ser previstas e, portanto, fogem do controle estrito do planejamento. Em função dos fatores que influenciam os dados, a previsão da demanda baseada em séries temporais pode ser subdividida em passos, cada um

deles relacionado ao dimensionamento de um destes fatores. A previsão final será o resultado da composição destes fatores (Tubino, 2017).

Cada um desses padrões demanda técnicas específicas de previsão, sendo sua compreensão determinante para a escolha do método que melhor se ajusta ao contexto analisado. Dentre as técnicas mais empregadas destacam-se: média simples, média móvel, média móvel ponderada, suavização exponencial simples, suavização exponencial dupla (método de Holt) e suavização exponencial tripla (método de Winters) (Lage Júnior, 2019).

A seguir alguns modelos baseados em séries temporais:

- Média simples

Quando o comportamento da série temporal apresenta um padrão constante ou de permanência, é possível empregar a média simples como método de previsão. Nesse método, a estimativa para o k-ésimo período futuro corresponde à média dos valores disponíveis da série (Lage Júnior, 2019). A média simples pode ser obtida a partir da equação:

$$P_{T+k} = \frac{\sum_{t=1}^T d_t}{T} \quad (1)$$

Onde:

P_{T+k} = previsão para o k-ésimo período à frente;

d_t = demanda no período t, com $t = 1, 2, \dots, T$.

- Média móvel

O método da média móvel também é aplicável em séries estacionárias, ou seja, aquelas que caracterizam-se por ter dados que flutuam em torno de um valor médio (Guerrini, 2018). Conforme Tubino (2017), a média móvel usa dados de um número predeterminado de períodos, normalmente os mais recentes, para gerar sua previsão. A cada novo período de previsão se substitui o dado mais antigo pelo mais recente. Sempre que se dispõe de um dado novo, se abandona o mais antigo e se introduz o dado mais recente na previsão. A média móvel pode ser obtida a partir da equação:

$$Mm_n = \frac{\sum_{i=1}^n D_i}{n} \quad (2)$$

Onde:

Mm_n = média móvel de n períodos;

D_i = demanda ocorrida no período i ;

n = número de períodos;

i = índice do período ($i = 1, 2, 3, \dots$).

- Média móvel ponderada

Quando a série temporal apresenta um comportamento constante ou de permanência, a média móvel ponderada pode ser adotada como método para a previsão de vendas futuras. Nesse método, a estimativa para o próximo período corresponde à média ponderada dos valores mais recentes disponíveis, atribuindo-se, geralmente, pesos maiores aos dados mais recentes (Lage Júnior, 2019). A média móvel ponderada pode ser obtida através da equação:

$$P_{T+k} = \frac{\sum_{t=T-N+1}^T Wtd}{n} \quad (3)$$

Onde:

P_{T+k} = previsão para o k -ésimo período à frente;

d^t = demanda no período t , com $t = 1, 2, \dots, T$;

N = número de períodos recentes que se deseja considerar;

w_t = pesos dados aos valores das vendas recentes.

- Suavização exponencial simples

O método da suavização exponencial simples pode ser usado quando a série temporal apresenta um comportamento constante ou de permanência, nele são necessárias apenas três partes importantes para prever o futuro: a previsão mais recente, a demanda real que ocorreu para esse período previsto e uma constante alfa de suavização. Essa constante de suavização determina o nível de suavização e a velocidade da reação para as diferenças entre as ocorrências previstas e as atuais sem considerar se os desvios são positivos ou negativos (Jacobs; Chase, 2009).

Segundo Lage Júnior (2019) e Tubino (2017) a definição do valor de α desempenha um papel relevante no modelo. Quando α assume um valor elevado, confere-se maior peso ao erro e à demanda observada no último período; por outro lado, valores menores atribuem

maior relevância às informações passadas. Assim, um α mais alto torna o modelo mais sensível a variações recentes na demanda, enquanto um α mais baixo reduz essa sensibilidade, privilegiando a estabilidade histórica. Esse método pode ser calculado através da equação:

$$ST = \alpha dT + (1 - \alpha)ST_{-1} \quad (4)$$

Onde:

ST = previsão para o período T ;

α = constante de suavização, com $0 \leq \alpha \leq 1$;

dT = demanda no período T ;

ST_{-1} = previsão suavizada para o período $T - 1$.

- Suavização exponencial dupla (método de Holt)

Quando o comportamento padrão da série temporal for do tipo tendência, a suavização exponencial dupla pode ser utilizada como método de previsão. Neste método, a previsão é dada pela previsão suavizada exponencialmente somada a uma estimativa de tendência T (Lage Junior, 2019), da seguinte maneira:

$$P_{T+k} = S_T + kT_T \quad (5)$$

Onde:

P_{T+k} = previsão para o k -ésimo período à frente;

S_T = previsão suavizada exponencialmente para o período T (último período);

k = número de períodos à frente de T ;

T_T = estimativa de tendência para o período T (último período).

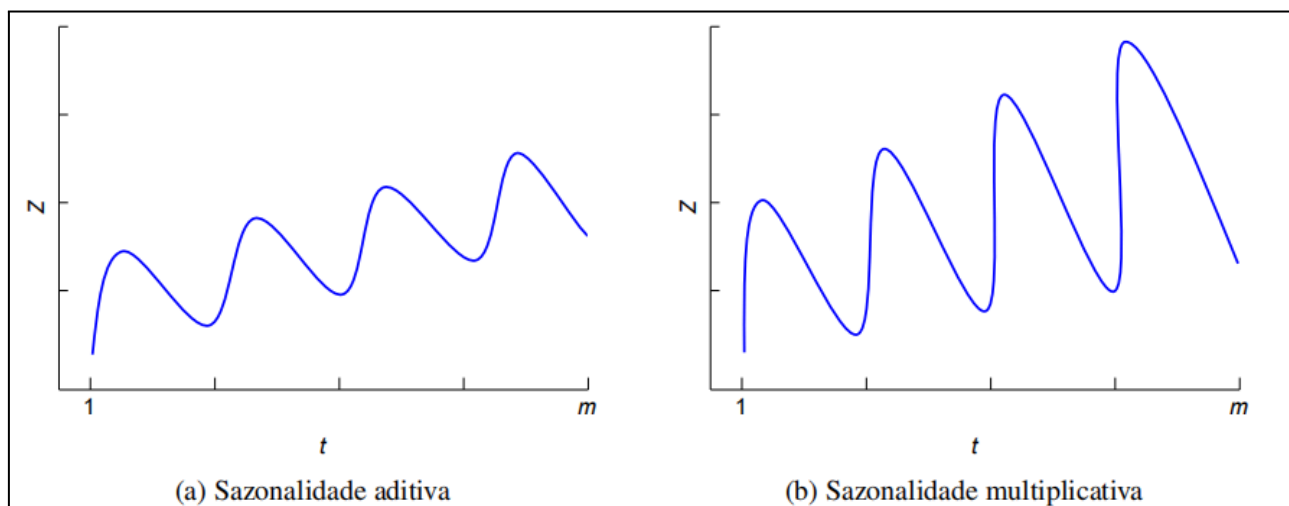
- Suavização exponencial tripla (método de Winters)

Se o comportamento (padrão) da série temporal for do tipo sazonalidade e tendência/trajetória, a suavização exponencial tripla, ou método de Winters, pode ser utilizada como método para prever vendas futuras (Lage Junior, 2019).

Os modelos de Winters dividem-se em dois grupos: aditivo e multiplicativo. No modelo aditivo, a amplitude da variação sazonal é constante ao longo do tempo; ou seja, a diferença entre o maior e menor valor de demanda dentro das estações permanece

relativamente constante no tempo (Pellegrini; Fogliatto, 2001). A Figura 4 traz a representação gráfica dos dois tipos de sazonalidade.

Figura 4 - Representação dos tipos de sazonalidade



Fonte: Parmezan (2016).

No modelo multiplicativo, a amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui como função do tempo, da seguinte forma:

$$L_t = \alpha \frac{Z_t}{S_{t-s}} + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (6)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (7)$$

$$S_t = \gamma(Z_t/L_t) + (1-\gamma)S_{t-s} \quad (8)$$

$$Z_{t+k} = L_t + kT_t)S_{t-s+k} \quad (9)$$

Onde:

s é uma estação completa da sazonalidade

L_t , T_t , e S_t , representam o nível, a tendência e a sazonalidade da série, respectivamente;

Z_{t+k} é a previsão para k períodos à frente;

γ é a constante de suavização que controla o peso relativo a sazonalidade, variando entre 0 e 1.

O modelo aditivo de Winters é utilizado na modelagem de dados sazonais onde a amplitude do ciclo sazonal permanece constante com o passar do tempo. Esse método pode ser calculado através da seguinte maneira:

$$L_t = \alpha(Z_t - S_{t-s}) + (1-\alpha)(L_{t-1} + T_{t-1}) \quad (10)$$

$$T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1-\beta)T_{t-1} \quad (11)$$

$$S_t = \gamma(Z_t - L_t) + (1-\gamma)S_{t-s} \quad (12)$$

$$Z_{t+k} = L_t + kT_t + S_{t-s+k} \quad (13)$$

Onde:

s é uma estação completa da sazonalidade

L_t , T_t , e S_t , representam o nível, a tendência e a sazonalidade da série, respectivamente;

Z_{t+k} é a previsão para k períodos à frente;

γ é a constante de suavização que controla o peso relativo a sazonalidade, variando entre 0 e 1.

- Box e Jenkins

O modelo ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*) resulta da combinação de três modelos distintos: Autoregressivo (AR), que utiliza observações passadas da própria série para prever valores futuros, Integração (I), corresponde ao processo de diferenciação, aplicado com o objetivo de tornar a série estacionária, ou seja, com média e variância constantes ao longo do tempo. e Média Móvel (MA), que modela a dependência entre o valor atual e erros passados de previsã. Proposto por Box e Jenkins (1970) o modelo tornou-se amplamente utilizado na previsão de séries temporais em diversas áreas de conhecimento e setores de negócios. Assim, o modelo é representado pela notação ARIMA(p , d , q), em que p indica a ordem do componente autorregressivo, d o número de diferenciações necessárias para alcançar a estacionaridade e q a ordem do componente de média móvel (Neusser, 2015).

Contudo, quando há a presença de padrões sazonais — ou seja, variações que se repetem em intervalos regulares —, o modelo é expandido para o formato SARIMA (Seasonal ARIMA), representado por SARIMA (p , d , q)(P , D , Q) s . Nessa notação, os parâmetros em minúsculo (p , d , q) referem-se à parte não sazonal, enquanto os parâmetros em

maiúsculo (P, D, Q) correspondem à parte sazonal, sendo “ s ” o período de sazonalidade (Neusser, 2015).

Segundo Hariom, Sahil e Brad (2024), o “ S ” em SARIMA representa sazonal e tem como objetivo modelar o componente de sazonalidade incorporado na série temporal, em conjunto com os demais componentes do modelo. Para Hyndman e Athanasopoulos (2018), o modelo SARIMA incorpora sazonalidade incluindo termos que representam defasagens maiores que uma unidade de tempo, especificamente múltiplos de m , o número de períodos do ciclo sazonal, como por exemplo a variação semanal ou mensal.

O modelo SARIMA pode ser expresso matematicamente da seguinte forma:

$$\Phi_P(B^S)\varphi(B)\nabla_S^D \nabla^d x_t = \alpha + \Theta_Q(B^S)\theta(B)w_t \quad (14)$$

Onde:

- $\varphi(B)$ e $\theta(B)$ representam, respectivamente, os polinômios autorregressivo e de média móvel não sazonais, de ordens p e q ;
- As parcelas sazonais autoregressiva e de média móvel estão representadas pelos polinômios $\Phi_P(B^S)$ e $\Theta_Q(B^S)$ de ordens P e Q .
- As diferenciações não-sazonal e sazonal, respectivamente, são definidas por $\nabla^d = (1 - B)^d$ e $\nabla_S^D = (1 - B^S)^D$

A aplicação do SARIMA é apropriada, sobretudo, em cenários nos quais os dados possuem variações sazonais que não são adequadamente tratadas pela primeira diferença ($\Delta z_t = z_t - z_{t-1}$). Um exemplo comum dessa característica compreende séries temporais reais que retratam dados mensais. Nessas séries, uma dependência entre as observações z_t e z_{t-12} é passível de ser encontrada (Parmezan, 2016).

O emprego de modelos da categoria ARIMA exige conhecimento especializado tanto no domínio da aplicação quanto em matemática computacional. Além disso, a percepção e a experiência do analista são fundamentais para que o processo de modelagem se torne mais prático e menos dispendioso (Parmezan, 2016).

O Quadro 5 sintetiza os tipos de previsão de demanda por modelos de séries temporais apresentados nessa seção.

Quadro 5 - Modelos de séries temporais

Modelos de série temporal	Definição	Vantagens	Desvantagens
Média simples	Utiliza a média dos valores passados como previsão.	Simplicidade, facilidade de implantação e processamento manual	Não apresenta flexibilidade na aplicação.
Média móvel	A previsão é baseada na média de n observações mais recentes. Esse método deve ser usado apenas para dados estacionários ou seja não deve ser utilizado quando a série de dados apresentar tendências ou padrão sazonal	Simples aplicação e facilidade de processamento manual	Todas as observações, independentemente de serem antigas ou atuais, possuem o mesmo peso, podem gerar movimentos cíclicos, ou de outra natureza não existente nos dados originais e são afetadas pelos valores extremos
Média móvel ponderada	A previsão é baseada na média de n observações mais recentes ponderadas por pesos, os valores dos períodos mais próximos recebem peso maior que os valores correspondentes aos períodos mais anteriores	Pelo fato de usar pesos diferentes aos dados, pode obter uma previsão mais precisa, além de oferecer flexibilidade maior que a previsão com médias móveis	Mais complicada que a média móvel, tendo que determinar quantas observações prévias serão incluídas e qual o valor dos pesos.
Suavização exponencial simples	A previsão é baseada na combinação linear de todas as observações históricas, ponderadas por pesos. Os pesos decaem exponencialmente na medida que a observação fica mais distante.	Flexibilidade, simplicidade matemática e razoável precisão	Dificuldade em encontrar o valor mais adequado para a constante de suavização
Suavização exponencial dupla (método de Holt)	Método de suavização exponencial para séries com tendência.	Aplicação não dispendiosa e grande flexibilidade permitida pela variação da constante de suavização.	A desvantagem principal é a dificuldade em determinar os valores mais apropriados das constantes de suavização.
Suavização exponencial tripla (método de Holt-Winter)	Método de suavização exponencial para séries com tendência e sazonalidade.	Aplicação não dispendiosa, grande flexibilidade permitida pela variação da constante de suavização e boa precisão	Dificuldades em determinar os valores mais apropriados das constantes de suavização
Box e Jenkins	ARIMA combina três modelos diferentes: Autoregressivo (AR), Integração (I) e Média Móvel (MA)	Funciona adequadamente para análise de séries temporais com comprimento médio a longo	Exige conhecimento especializado tanto no domínio da aplicação quanto na matemática computacional

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Dias (2023), Parmezan (2016), Rasgdale (2021) e Silva (2019).

3.4 Análise de erros de Previsão de Demanda

Todas as previsões, por melhor que sejam, possuem algum grau de incerteza. Dessa forma os indicadores ou erros de previsão são utilizados para verificar medidas de adequação e desempenho da precisão que o modelo possui. Previsões muito próximas dos dados reais significam erros baixos, logo são mais aceitas (Araújo *et al*, 2018). Constantemente, as previsões precisam ser validadas. Isso significa que deve haver um monitoramento e uma atualização frequente das previsões realizadas. Para isso, são muito úteis os cálculos de erros de previsão (Lage Junior, 2019).

Um modelo de previsão para a demanda funciona adequadamente quando apenas os erros decorrentes de variações aleatórias ocorrem. Quando outros tipos de erros aparecem, eles devem ser investigados para identificar suas causas e corrigir o problema (Tubino, 2017).

O desvio absoluto médio - MAD (*Mean Absolute Deviation*) mede a dispersão de alguns valores observados a partir de algum valor esperado. Ele é calculado usando-se as diferenças entre a demanda real e a demanda prevista, sem considerar se os desvios são positivos ou negativos (Jacobs; Chase, 2009).

Por outro lado, considerando que o modelo de previsão da demanda é um processo que gera resultados mensuráveis (demanda prevista) com desvios (erro) do padrão esperado (demanda real), pode-se aplicar também o Controle Estatístico de Processos (CEP) como uma ferramenta mais apurada de monitoração do modelo de previsão da demanda, sendo que os limites superior e inferior do gráfico de controle, normalmente, correspondem a quatro MAD, que equivalem a três desvios-padrão, para cima ou para baixo (Tubino, 2017). A fórmula para o cálculo do valor do MAD é:

$$MAD = \frac{\sum |D_{atual} - D_{previsto}|}{n} \quad (15)$$

Onde:

D_{atual} = demanda ocorrida no período;

$D_{prevista}$ = demanda prevista no período;

n = número de períodos.sx

Conforme Caixeta *et al.* (2023), o Erro Percentual Absoluto Médio - MAPE é uma medida relativa que essencialmente dimensiona MAD para estar em unidades percentuais, em

vez das unidades da variável. Por ser um número relativo, pode ser mais facilmente compreendido. Ele é calculado conforme a Equação:

$$\text{MAPE} = 100\% * \frac{\sum_{t=1}^n |(A_t - F_t) / A_t|}{n} \quad (16)$$

Onde:

t = número do período

At = demanda real para o período t

Ft = demanda prevista para o período t

n = número de períodos

De modo geral, quanto menores forem os valores percentuais do MAPE, maior será a precisão da previsão. A classificação proposta por Lewis (1982 *apud* Chen; Bloomfield; Fu, 2003) serve como um referencial para avaliar essa precisão: valores inferiores a 10% indicam uma previsão altamente precisa; entre 11% e 20%, uma previsão considerada boa; entre 21% e 50%, uma previsão razoável; e valores iguais ou superiores a 51% indicam uma previsão imprecisa.

Ressalta-se que tanto o MAD quanto o MAPE apresentam limitações. O MAD pode ser afetado por valores extremos da série, uma vez que, por utilizar valores absolutos, não ocorre efeito de compensação entre erros positivos e negativos (Guerrine, 2018). Segundo Hyndman e Koehler (2006) o MAPE pode tornar-se infinito ou indefinido quando os valores reais são próximos de zero, além de apresentar distribuição assimétrica e penalizar de forma desigual erros positivos e negativos, o que pode comprometer sua interpretação em séries com baixa demanda. Ademais, o caráter percentual do MAPE pode mascarar diferenças absolutas relevantes em períodos de maior volume de produção, o que deve ser considerado na interpretação dos resultados.

3.5 Trabalhos de Previsão de Demanda em Restaurantes

A literatura envolvendo Previsão de Demanda em Restaurantes, mostra que, embora cada contexto possua características operacionais e padrões próprios de demanda, os modelos que incorporam tendência e sazonalidade tendem a apresentar melhor desempenho nos serviços de alimentação. Em diferentes cenários, de restaurantes universitários a estabelecimentos comerciais, destacam-se métodos como Holt-Winters, Holt, suavização

exponencial simples e decomposição clássica, frequentemente validados por métricas como MAD, MAPE, DAM e EQM, além de inspeções gráficas de aderência.

Em ambientes institucionais, Oliveira e Santos (2025) e Uchôa (2020) ressaltam a relevância desses modelos para o planejamento de refeições em restaurantes universitários, sobretudo diante das oscilações no fluxo de comensais ao longo do período letivo. No geral, observa-se que métodos capazes de captar variações sazonais, superam métodos estáticos, conferindo maior precisão às previsões e reduzindo erros associados ao planejamento produtivo, ao dimensionamento de recursos e ao risco de desperdícios. O Quadro 6 a seguir sintetiza esses estudos, seus objetivos, os métodos testados e os critérios de validação empregados.

Quadro 6 - Síntese de estudos sobre previsão de demanda em serviços de alimentação

Título do estudo	Objetivo do estudo	Período e tipo de estudo	Métodos testados	Critérios de validação
Comparação entre modelos de previsão de demanda: estudo de caso de um restaurante de comida japonesa (DA CRUZ, 2016)	Analisar modelos de previsão para uma série temporal com tendência e sazonalidade.	Estudo de caso; abril–setembro /2015.	Médias; Amortecimento Exponencial; Holt; Winters; Box-Jenkins.	EAMP; DAM.
Avaliação de diferentes métodos de previsão de demanda em uma hamburgueria no Alto Paranaíba (SILVA <i>et al.</i> , 2025)	Otimizar a gestão e ajustar a produção à demanda real.	Pesquisa descritiva; análise histórica.	Média móvel; ajustamento exponencial simples, duplo e sazonal; tendência linear; Holt-Winters.	EQM; DMA.
Previsão de demanda por decomposição clássica em um restaurante universitário (OLIVEIRA; SANTOS, 2025)	Reduzir desperdícios ao prever demanda de refeições.	Estudo de caso; 1º semestre/2023.	Decomposição clássica; sazonalidade multiplicativa.	MAPE; MAD; gráfico de controle.
Aplicação e monitoramento de um modelo de previsão no RU do interior do Ceará (UCHÔA <i>et al.</i> , 2020)	Desenvolver e monitorar modelo de previsão para reduzir desperdícios e custos.	Dados 2016–2018; previsões 2019–2020.	Modelo com tendência e sazonalidade; análise gráfica.	MAPE; MAD.
Ajuste de previsão quantitativa com base em fatores qualitativos: estudo em restaurante fast food (MENEHINI <i>et al.</i> , 2018)	Integrar métodos quantitativos com fatores qualitativos para melhorar previsões de carnes.	Estudo de caso; 2013.	Holt-Winters; médias móveis; ajuste qualitativo.	R ² ; MAPE; análise gráfica.
Demand Forecasting Analysis Using Time Series Methods at Ayam Lodho Pak Yusuf Restaurant	Prever demanda em contexto de forte sazonalidade para evitar rupturas de	Dados 2012–2015.	Método estático; média móvel; suavização exponencial;	MAD; MAPE; Tracking Signal.

Título do estudo	Objetivo do estudo	Período e tipo de estudo	Métodos testados	Critérios de validação
(HIDAYATULLAH; YUDOKO, 2016)	estoque.		Holt; Winters.	

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Da Cruz (2016), Silva *et al.* (2025), Oliveira e Santos (2025), Uchôa *et al.* (2020), Meneghini *et al.* (2018), Hidayatullah e Yudoko (2016).

A comparação entre os trabalhos demonstra que, apesar das diferenças entre restaurantes universitários e serviços comerciais, há consenso quanto à importância da modelagem estatística para aprimorar decisões operacionais. Estudos como os de Da Cruz (2016) e Silva *et al.* (2025) reforçam que a escolha adequada do método influencia diretamente a redução de erros de previsão, enquanto Oliveira e Santos (2025) e Uchôa *et al.* (2020) mostram que a aplicação contínua e o monitoramento dos indicadores são fundamentais para reduzir desperdícios e manter a eficiência produtiva.

A literatura também destaca abordagens híbridas, como apontado por Meneghini *et al.* (2018), que combinam análise quantitativa e ajustes qualitativos, ampliando a sensibilidade dos modelos a contextos operacionais específicos. Por fim, estudos internacionais como o de Hidayatullah e Yudoko (2016) reforçam que a sazonalidade é um componente importante na previsão de demanda em restaurantes.

4 METODOLOGIA

A metodologia científica se refere ao caminho de estudos planejado para alcançar o entendimento de objeto por meio da organização do conhecimento produzido. Este capítulo expõe o percurso metodológico desta pesquisa, incluindo a classificação da pesquisa e o método do trabalho, através da coleta e organização dos dados, seleção das técnicas de previsão, obtenção das previsões e análise do desempenho e impacto no desperdício.

4.1 Classificação da pesquisa

Inúmeros critérios podem ser adotados para classificar a pesquisa. Nesse sentido, Gil (2022) estabelece múltiplos sistemas de classificação e define, por exemplo, quanto aos seus objetivos e quanto aos métodos adotados.

Em termos de sua natureza, a pesquisa pode ser classificada em pura ou aplicada. A pesquisa pura ou básica tem como objetivo principal gerar conhecimento, sem que necessariamente exista uma aplicação imediata. Já a pesquisa aplicada, utiliza os conhecimentos adquiridos na resolução prática de problemas concretos (Matias-Pereira, 2016).

Analisando o ponto de vista da natureza, esta é uma pesquisa aplicada, pois conforme Lakatos (2021) caracteriza-se por seu interesse prático, isto é, que os resultados sejam aplicados ou utilizados, imediatamente, na solução de problemas que ocorrem na realidade.

No que se refere à abordagem, uma pesquisa pode ser qualitativa ou quantitativa. A pesquisa qualitativa adota uma perspectiva investigativa que leva em conta a relação entre o sujeito e seu contexto, valorizando a subjetividade tanto dos participantes quanto do pesquisador, partindo do princípio de que não há neutralidade absoluta no processo investigativo. Por outro lado, a pesquisa de abordagem quantitativa prioriza o controle e a mensuração dos dados, utilizando-se de ferramentas e técnicas objetivas, com base em análises matemáticas, com o propósito de alcançar resultados generalizáveis (Mineiro; Silva; Ferreira, 2022).

No que diz respeito à abordagem metodológica, é uma pesquisa quantitativa, pois serão coletados dados numéricos e realizadas análises a partir deles. De acordo com Gil (2022), a abordagem quantitativa ocorre através da mensuração de variáveis e os dados são obtidos a partir de instrumentos de coleta.

Em relação aos objetivos gerais, ou propósitos, as pesquisas podem ser classificadas em exploratórias, descritivas e explicativas. As exploratórias buscam oferecer uma compreensão inicial sobre determinado problema, com o intuito de torná-lo mais claro ou de formular hipóteses. Esse tipo de pesquisa costuma ter um planejamento flexível, considerando diversos aspectos relacionados ao fenômeno analisado (Gil, 2022).

As pesquisas descritivas, por sua vez, têm como objetivo a descrição das características de determinada população ou fenômeno. Podem ser elaboradas também com a finalidade de identificar possíveis relações entre variáveis. Já as pesquisas explicativas se propõem a identificar fatores que determinam ou contribuem para a ocorrência de fenômenos, sendo aquelas que mais aprofundam o entendimento da realidade, ao buscar compreender os motivos ou causas dos eventos observados (Gil, 2022).

Quanto aos objetivos deste trabalho, esta pesquisa é considerada descritiva, pois esclarece um assunto que já tem um acervo sobre o tema, busca analisar e comparar as informações. Esse tipo de pesquisa busca não apenas identificar as variáveis envolvidas, mas também analisar sua distribuição, correlações e possíveis associações.

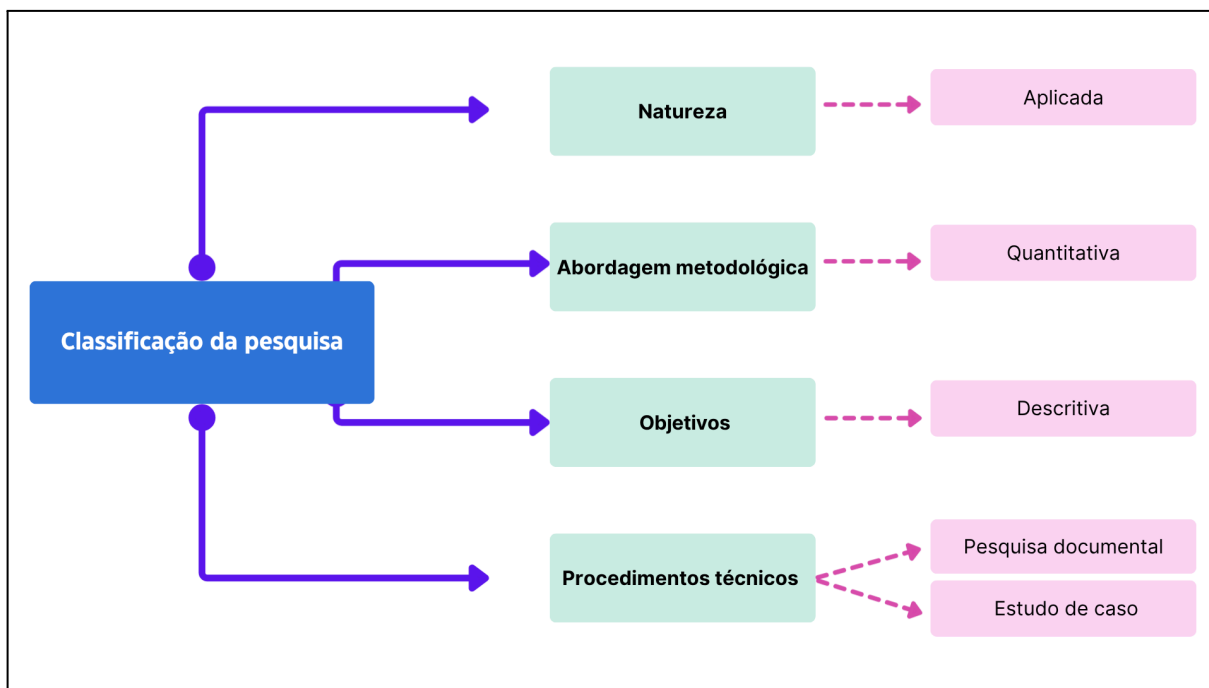
De acordo com os procedimentos técnicos propostos por Gil (2022, p.43), as pesquisas podem ser definidas em:

[...] 1) pesquisa bibliográfica; 2) pesquisa documental; 3) pesquisa experimental; 4) ensaio clínico; 5) estudo caso-controle; 6) estudo de coorte; 7) levantamento de campo (*survey*); 8) estudo de caso; 9) pesquisa narrativa; 10) pesquisa etnográfica; 11) pesquisa fenomenológica; 12) teoria fundamentada nos dados (*grounded theory*); 13) pesquisa-ação; 14) pesquisa participante; e 15) pesquisas de métodos mistos.

Com base nos procedimentos técnicos a pesquisa combinou pesquisa documental e estudo de caso. A pesquisa documental vale-se de materiais que não receberam tratamento analítico ou que ainda podem ser reelaborados de acordo com os objetivos da pesquisa, como é o caso das planilhas históricas e documentos institucionais disponíveis. O estudo de caso foca em um contexto específico — o Restaurante Universitário da UFC em Crateús — e busca responder a questões do tipo “como” e “por que”, associadas a eventos contemporâneos (Yin, 2015)

Diante desse contexto, o trabalho foi classificado como uma pesquisa aplicada, descritiva e de abordagem quantitativa, na qual se inclui a utilização procedimental de estudo de caso juntamente a pesquisa documental. A Figura 5 apresenta as classificações da pesquisa.

Figura 5 - Classificação da pesquisa



Fonte: Elaborado pelo autor (2025).

4.2 Lócus da pesquisa

A pesquisa foi realizada no Campus da UFC em Crateús, cabe informar que a UFC é uma autarquia vinculada ao Ministério da Educação, essa instituição de ensino superior pública foi criada oficialmente pela Lei No 2.373, de 16 de dezembro de 1954. Inicialmente era composta pela Escola de Agronomia do Ceará, pela Faculdade de Direito do Ceará, pela Faculdade de Medicina do Ceará e pela Faculdade Farmácia e Odontologia do Ceará. (Universidade Federal do Ceará, 2025a).

Para que os ingressantes da universidade possam ter êxito em suas atividades acadêmicas e consigam concluir seu curso, a UFC precisa dar assistência aos estudantes em diversas áreas. A unidade gestora responsável por essa atuação é a Pró-Reitoria de Assuntos Estudantis (PRAE) que tem atuação na promoção e apoio ao estudante de graduação (Universidade Federal do Ceará, 2025c).

No que concerne à alimentação, há o fornecimento de alimentação balanceada e diversificada por meio dos 10 (dez) Restaurantes Universitários da UFC, contemplando a isenção de pagamento de taxa para estudantes em situação de vulnerabilidade socioeconômica (Universidade Federal Do Ceará, 2025b). Coordenado pela PRAE o RU tem como objetivo atender a demanda por alimentação da comunidade acadêmica, ou seja, servidores,

professores e principalmente estudantes, visando satisfazer demandas alimentares em um ambiente de convivência e integração (Universidade Federal do Ceará, 2025c).

4.3 Método de trabalho

Com o propósito de alcançar os objetivos da pesquisa, foi elaborado o modelo esquemático apresentado na Figura 8, o qual organiza as etapas do estudo de forma a estruturar a abordagem metodológica adotada. O método proposto foi adaptado de Chiba e Luna (2020) e Hyndman e Athanasopoulos (2018), compreende três etapas principais, contemplando procedimentos de coleta e organização de dados, seleção e aplicação de técnicas de previsão, bem como análise do impacto das previsões no desperdício alimentar.

Figura 6 – Método de trabalho



Fonte: Autoria própria (2025).

4.3.1 Coleta e organização dos dados

A primeira etapa consistiu na coleta e organização dos dados, com o objetivo de compreender a série e de estruturar a base necessária para a aplicação das técnicas de previsão. Foram coletados dados da série temporal histórica da quantidade diária de refeições servidas pelo RU no almoço e jantar, também foram coletados dados quanto ao índice de sobra total das preparações de todas as preparações servidas (opções de proteína de origem animal e vegetal, arroz, feijão, guarnição e salada).

Os dados foram coletados do banco armazenado na nuvem, em forma de planilhas eletrônicas, na conta do Google Drive do RU. Na sequência, os dados de demanda foram extraídos e organizados em novas planilhas eletrônicas, incluindo também as informações quanto ao calendário acadêmico, de forma a melhorar a visualização e facilitar o tratamento e estruturação das informações para posterior análise.

Realizou-se, então, uma análise preliminar da série temporal, avaliando as características dos dados, para isso foi elaborado um gráfico contendo os dados de 2023.1 a 2024.1 (almoço e jantar). Observou-se que a série apresenta tendência não nula e sazonalidade. A partir dessa análise os dados de 2024.2 (almoço) foram usados para escolha dos métodos, os que melhor se sobressaíram foram testados também na série do jantar para verificar a aderência para os dois tipos de refeição.

4.3.2 Seleção e aplicação das técnicas de previsão

A segunda etapa consistiu na seleção e aplicação das técnicas de previsão. Foram aplicadas técnicas de séries temporais, uma vez que a demanda do RU está associada a padrões recorrentes, tais como o dia da semana e o calendário acadêmico. As seguintes técnicas foram utilizadas: média móvel, média móvel ponderada, suavização exponencial simples, suavização exponencial dupla (método de Holt) e suavização exponencial tripla, aplicadas através de planilhas eletrônicas. Já o método Box e Jenkins foi executado com o auxílio do *software* R Studio por causa da sua complexidade.

Para medir o desempenho dos modelos, foram utilizadas as equações específicas de cálculo das métricas de erro, em especial MAD e MAPE. Esses cálculos também foram realizados com o apoio de planilhas eletrônicas, os melhores modelos foram definidos com base no menor MAPE. No desfecho desta fase, foram determinados os métodos que demonstraram resultados satisfatórios, com os menores erros. Essa análise foi conduzida de

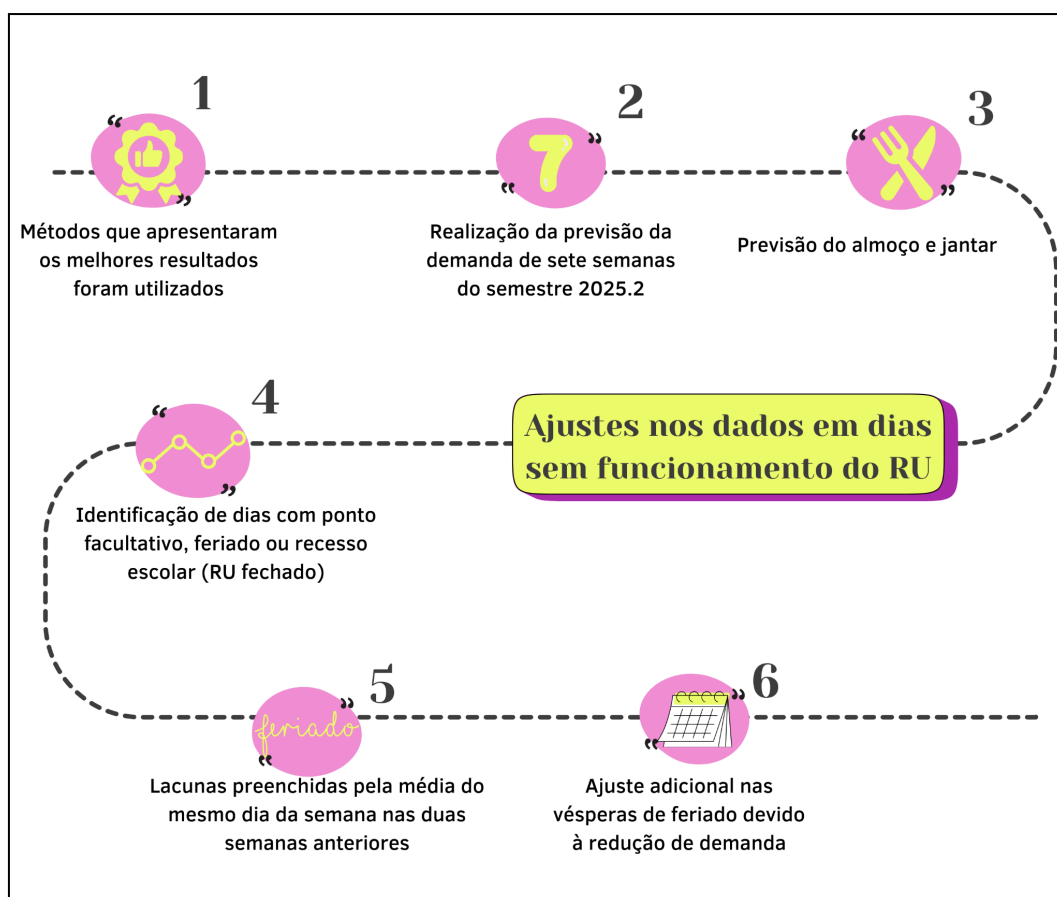
forma separada para as refeições do almoço e do jantar.

Os melhores métodos foram testados no semestre 2025.1 utilizado para verificar se as ferramentas mantiveram a estabilidade de sua performance em dados ainda desconhecidos e realizar os devidos ajustes necessários.

Os métodos que apresentaram os melhores resultados foram utilizados, para realizar a previsão da demanda de sete semanas do semestre 2025.2, tanto para o almoço quanto para o jantar. Ajustes foram realizados ao longo do período de aplicação, conforme a necessidade observada.

Para evitar distorções, foi necessário ajustar os dados nos dias em que teve ponto facultativo, feriado ou recesso escolar, período em que o RU não funciona. Nesses casos a lacuna foi preenchida, pela média do mesmo dia da semana nas duas semanas anteriores. Por exemplo, se uma segunda-feira foi feriado, utilizou-se a média simples das duas segundas anteriores. Também foi ajustada a demanda das vésperas de feriado, devido à redução observada nesses dias. A Figura 9 apresenta esse procedimento de ajuste.

Figura 7 – Aplicação e ajuste de dados



Fonte: Autoria própria (2025).

O Quadro 7 apresenta de forma sucinta a sequência das etapas realizadas ao longo do estudo, indicando os semestres dos quais os dados foram extraídos e a natureza das atividades desenvolvidas em cada fase.

Quadro 7 - Sequência de etapas segundo a origem dos dados por semestre

Etapas	Semestre	Descrição
Coleta e organização de dados	2023.1 a 2024.1	Dados utilizados conforme o semestre correspondente; análise preliminar da série temporal.
Aplicação das técnicas de seleção	2024.2	Aplicação das técnicas para escolha do método mais adequado.
Teste do método selecionado	2025.1	Avaliação do desempenho do método escolhido na etapa anterior.
Previsão de demanda	2025.2	Realização das previsões de demanda com base no método selecionado.

Fonte: Autoria própria (2025).

4.3.3 Análise do desempenho e impacto no desperdício

A terceira etapa compreendeu a análise do desempenho das técnicas de previsão e a avaliação de seu impacto no desperdício alimentar. Para isso, os percentuais de sobra foram comparados entre dois períodos: antes da aplicação dos modelos (2025.1) e durante a aplicação do modelo selecionado (2025.2).

Inicialmente, foram elaborados gráficos de linha da evolução dos percentuais de sobra ao longo do tempo possibilitando uma visão exploratória da série. Posteriormente esses dados foram organizados por refeição, almoço e jantar. Após essa etapa foi realizada a comparação estatística entre os períodos antes e depois da aplicação dos modelos, através da análise da média e desvio padrão dos percentuais de sobra.

Para verificar se a adoção do método de previsão resultou em redução significativa das sobras, aplicou-se o teste t de Student para amostras independentes, com nível de significância de 5% e hipótese unilateral ($H_1: \mu_{\text{depois}} < \mu_{\text{antes}}$), utilizando o *software* Jamovi 2.7.6.0.

Além da análise das sobras, avaliou-se também se o ajuste realizado pelo especialista ao modelo Holt Winters Aditivo melhorou a precisão das previsões. Para isso, foram comparados o erro da previsão original e o erro da previsão ajustada. Inicialmente, foram

calculadas métricas descritivas de desempenho, média, mediana, desvio-padrão e o MAPE, para ambos os cenários, a fim de avaliar diferenças gerais de acurácia.

Em seguida, realizou-se um teste t de *Student* para amostras emparelhadas, com nível de significância de 5%, comparando os erros da previsão original e da previsão ajustada. A hipótese nula (H_0) considerou que não havia diferença entre as médias dos erros, enquanto a hipótese alternativa (H_1) assumiu que o ajuste reduziria o erro de previsão. Por fim, foi verificado se existe correlação direta entre o MAPE do modelo e os índices de sobre, utilizando o coeficiente de correlação de Pearson.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo, é explorado o ambiente da pesquisa, são descritos e analisados os resultados relativos ao uso de técnicas de previsão de demanda para redução de sobras de alimentos em um restaurante universitário. Inicialmente, descreve-se a análise exploratória da série histórica, seguida da avaliação comparativa das técnicas de previsão e, posteriormente, dos efeitos da implementação do modelo selecionado sobre o desperdício.

5.1 Análise do ambiente

O primeiro RU da UFC foi inaugurado em 15 de dezembro de 1956, no Campus do Benfica, dentro do Clube dos Estudantes Universitários (CEU). Além de fornecer alimentação acessível aos estudantes, o CEU também abrigava uma residência universitária, sendo o primeiro espaço destinado a moradia estudantil na UFC. Em 1970, o RU foi transferido para seu atual endereço no Benfica, iniciando um período de aprimoramento no atendimento (Maciel, 2023).

O crescimento da universidade levou à construção do RU do Campus do Pici, inaugurado em abril de 1975, com mais de 3.000 m² voltados à alimentação e ao convívio acadêmico. Até o final dos anos 2000, a UFC contava apenas com os RUs do Benfica e do Pici (Teixeira, 2016).

A partir da expansão promovida pelo Programa de Apoio a Planos de Reestruturação e Expansão das Universidades Federais (REUNI), novas unidades de RUs foram implantadas para atender à crescente demanda acadêmica. Assim, foram inaugurados os RUs de Quixadá e Sobral em 2011, Porangabuçu em 2013, Russas e Crateús em 2015, Pici 2 em 2016 e Itapajé em 2023 (Maciel, 2023). A linha do tempo de implementação dos RUs na UFC está descrita no Quadro 8.

Quadro 8 – Linha do tempo de implantação dos RUs na UFC

Ano	Campus	Detalhes
1956	Benfica	Primeiro RU da UFC, localizado no CEU.
1970	Benfica (atual localização)	Transferência do RU para novo prédio.
1975	Pici	Inauguração do RU do Campus do Pici.
2011	Labomar	Inauguração do RU do Instituto Ciências do Mar

Ano	Campus	Detalhes
2011	Quixadá e Sobral	Expansão para os campi do interior.
2013	Porangabuçu	Atendimento ao campus de ciências da saúde.
2015	Russas e Crateús	Novas unidades para os campi do interior.
2016	Pici 2	Segunda unidade no Campus do Pici.
2023	Itapajé	Unidade mais recente inaugurada em um campus do interior

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos de Maciel (2023) e via Fala.BR (2025).

Atualmente, a UFC tem cinco unidades do RU nos campi da cidade de Fortaleza que são Benfica, Instituto Ciências do Mar (Labomar), Pici I, Pici II, Porangabuçu e cinco unidades nos campi do interior do estado, localizadas em Crateús, Itapajé, Quixadá, Russas e Sobral. Os refeitórios são chefiados por nutricionistas da UFC, que, em parceria com a Coordenadoria de Restaurante Universitário, setor subordinado à PRAE, realizam o planejamento, administração e supervisão das atividades realizadas em cada unidade, além da gestão ou fiscalização dos contratos das empresas fornecedoras de refeições transportadas. (Universidade Federal do Ceará, 2025d).

Além da ampliação estrutural, o RU passou por importantes mudanças no serviço, como a introdução da opção vegetariana em 2008, a ampliação do serviço de jantar para toda a comunidade acadêmica em 2012 e a Implantação do Sistema de Acesso Eletrônico vinculado ao Sistema Integrado de de Patrimônio, Administração e Contratos (SIPAC), inicialmente nos Refeitórios de Fortaleza em 2015 e posteriormente nas unidades do interior. Ao longo dos anos, os RUs consolidaram-se como um dos principais pilares da assistência estudantil na UFC, garantindo alimentação acessível e de qualidade aos estudantes (Maciel, 2023).

Em 2011, a instituição decidiu terceirizar completamente a produção e a distribuição das refeições. Desde então, todas as unidades, tanto na capital quanto no interior do estado, passaram a oferecer refeições transportadas. Essas refeições são preparadas por empresas que venceram as licitações em unidades externas à universidade e servidas nas dependências da instituição. O cardápio inclui duas opções de proteína de origem animal e uma opção vegetariana. Os usuários podem escolher uma dessas opções, além de arroz, feijão, guarnição, salada, sobremesa e suco (Sousa, 2023).

Os RUs funcionam durante todo o período letivo, de segunda a sexta-feira, seguindo o calendário acadêmico, oferecendo almoço e jantar. O desjejum é servido exclusivamente nos

refeitórios localizados na Capital, destinado aos estudantes residentes nas moradias universitárias e aos beneficiários da isenção total. Para os estudantes, a recarga custa R\$ 1,10 quando realizada online, via PIX, cartão de crédito ou GRU, ou R\$ 3,00 caso seja feita diretamente no guichê do refeitório (Universidade Federal do Ceará, 2025b).

Aqueles com isenção (total ou parcial), os moradores das residências universitárias e os beneficiários do Programa Auxílio Moradia são isentos da taxa de acesso. Para as demais categorias (técnico-administrativos, docentes e terceirizados), a taxa cobrada é de R\$ 13,50 por refeição. O acesso aos refeitórios é realizado por meio de um cartão recarregável, sendo que a primeira via é gratuita (Universidade Federal do Ceará, 2025b).

A procura por refeições nos refeitórios universitários tem crescido de forma constante ao longo dos anos. Entre 2013 e 2019, o número de refeições servidas aumentou de mais de 1,4 milhão para mais de 2,6 milhões. Essa tendência também foi observada entre os estudantes residentes e aqueles em situação de vulnerabilidade socioeconômica, que passaram de 183.515 refeições em 2013 para 459.077 em 2022 (Maciel, 2023). Conforme pode ser observado na Tabela 1 em 2024 foram servidas 1.972.678 refeições nos 10 restaurantes da UFC, sendo o almoço a refeição com maior número de comensais.

Tabela 1 – Refeições servidas nos refeitórios da UFC durante o ano de 2024

Refeitório	Desjejum	Almoço	Jantar	Total
Benfica	36.502	276.960	212.940	526.402
Crateús	0	50.657	36.897	87.554
Labomar	0	33.705	0	33.705
Pici 1	1.761	362.594	184.828	549.183
Pici 2	31.868	214.257	1.811	247.936
Porangabuçu	0	113.549	0	113.549
Quixadá	0	60.000	30.462	90.462
Itapajé	0	13.452	0	13.452
Russas	0	77.161	40.854	118.015
Sobral	0	113.908	78.512	192.420
Total	70.131	1.316.243	586.304	1.972.678

Fonte: SIPAC - UFC (2025).

5.1.1 O Restaurante Universitário do Campus da UFC em Crateús

O Campus de Crateús da UFC foi criado pela Resolução N° 26/CONSUNI, de 14 de dezembro de 2012, como parte da política de expansão e interiorização do ensino superior

desenvolvida entre 2003 e 2014. As atividades acadêmicas tiveram início no segundo semestre de 2014, com a oferta do curso de Ciência da Computação. No primeiro semestre de 2015, tiveram início os cursos de Engenharia Civil, Engenharia Ambiental e Sistemas de Informação. Em 2016, com a oferta do curso de Engenharia de Minas, o campus passou a oferecer os cinco cursos previstos em seu projeto de implantação (Universidade Federal do Ceará, 2025e).

Figura 8- Vista frontal do campus da UFC em Crateús



Fonte: UFC Informa (2025).

Conforme informação obtida no mês de janeiro de 2025, através da Plataforma Integrada de Ouvidoria e Acesso à Informação Fala.BR, no semestre de 2024.2 o Campus de Crateús contava com 751 discentes matriculados nos 5 cursos de graduação. Além disso, 16 alunos cursando o Mestrado Profissional em Rede Nacional em Gestão e Regulação de Recursos Hídricos - Prof Água, 42 docentes, 39 servidores técnico-administrativos e 24 colaboradores terceirizados. A distribuição dos discentes por curso é detalhada na Tabela 2.

Tabela 2 - Estudantes ativos nos cursos de graduação do Campus de Crateús no semestre 2024.2

Curso de graduação	Número de estudantes	
	n.	%
Ciência da Computação	187	24,9%
Engenharia Ambiental e Sanitária	119	15,8%
Engenharia Civil	172	22,9%
Engenharia de Minas	84	11,2%
Sistemas de Informação	189	25,2%
Total	751	100,0%

Fonte: Elaborado pelo autor com dados obtidos via Fala.BR (2025).

O Restaurante Universitário do Campus de Crateús começou a funcionar em agosto de 2015, em um espaço improvisado na sede provisória do campus, no Colégio Primeiro de Janeiro, servindo almoço e jantar. No início do período letivo de 2017.1 com a mudança para a sede permanente do Campus, o RU passou a funcionar em um novo espaço improvisado, desta vez em um local inicialmente pensado para uma cantina, situado entre os dois blocos didáticos que estavam em construção. O RU permanece neste local até os dias de hoje, conforme demonstrado na Figura 7.

Figura 9 - Sede atual do RU da UFC de Crateús



Fonte: Autoria própria (2024).

Atualmente encontra-se em construção o prédio próprio, planejado para abrigar esse serviço, a fim de garantir a toda comunidade acadêmica a oportunidade de realizar suas refeições em um espaço adequado, a previsão é que a entrega da obra para o primeiro semestre de 2026 e logo em seguida ocorra a mudança para a nova sede.

5.1.2 Levantamento da Quantidade de Refeições do RU da UFC - Campus de Crateús

Realizou-se um levantamento documental acerca da quantidade de refeições consumidas no RU da UFC Campus de Crateús, abrangendo registros referentes aos anos de 2024 e 2025. Na Tabela 3, pode ser observada a distribuição da quantidade de refeições consumidas entre janeiro de 2024 e outubro de 2025 no RU da UFC *Campus* de Crateús, no qual em 2024 o mês de agosto obteve maior registro de refeições consumidas (14.078).

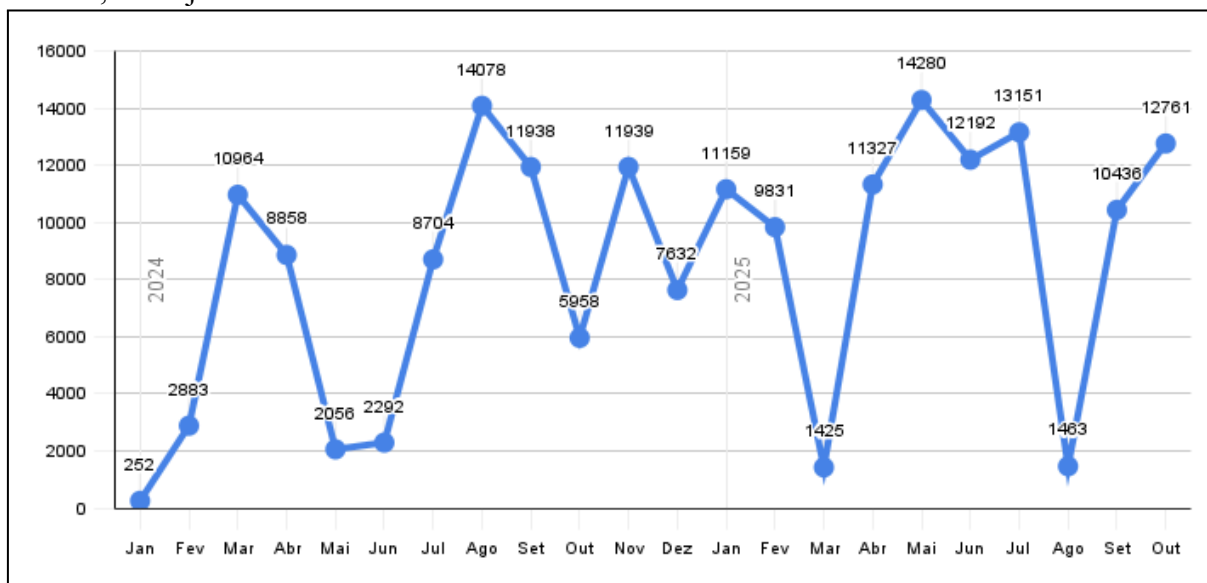
No mês de janeiro e parte do mês de fevereiro do mesmo ano, o RU serviu refeições agendadas para alunos matriculados em disciplinas especiais no período de férias. Em abril, maio e junho, mesmo sendo deflagrada greve na educação superior, o RU manteve suas operações fornecendo almoço e jantar. Para garantir um serviço eficiente e evitar desperdícios, o RU adotou o sistema de agendamento via SIGAA para a entrega de quentinhas. Em 2025 o mês com menor número de comensais foi o mês de março, nesse mês a baixa demanda ocorreu devido às férias escolares, enquanto maio apresentou o maior número de refeições servidas (14.280). O Gráfico 1 ilustra visualmente o mesmo conjunto de informações.

Tabela 3 - Quantidade de refeições efetivamente consumidas no RU da UFC - *Campus* de Crateús, entre janeiro de 2024 e outubro de 2025

Mês	Quantidade de refeições servidas	
	2024	2025
Janeiro	252	11159
Fevereiro	2883	9831
Março	10964	1425
Abril	8858	11327
Maio	2056	14280
Junho	2292	12192
Julho	8704	13151
Agosto	14078	1463
Setembro	11938	10436
Outubro	5958	12761
Novembro	11939	
Dezembro	7632	

Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Gráfico 1 - Quantidade de refeições efetivamente consumidas no RU da UFC - *Campus* de Crateús, entre janeiro de 2024 e outubro de 2025



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Conforme apresentado no Gráfico 1, observa-se um comportamento claramente sazonal na quantidade de refeições servidas no RU da UFC Campus de Crateús entre janeiro de 2024 e outubro de 2025, marcado pela alternância entre períodos letivos e intervalos de férias. No início da série, o mês de janeiro de 2024 apresenta demanda excepcionalmente baixa, reflexo do funcionamento em poucos dias e restrito voltado apenas às refeições agendadas.

Em fevereiro de 2024, por exemplo, o RU funcionou na maior parte dos dias apenas para atendimento de estudantes matriculados em disciplinas de férias, resultando em um volume reduzido de refeições. Situação semelhante ocorreu em março e agosto de 2025, meses em que boa parte do período correspondeu às férias entre os semestres 2024.2/2025.1 e 2025.1/2025.2, respectivamente.

Já a redução observada em abril de 2024 e mantida em maio e junho decorre da greve na educação superior federal, durante a qual o RU operou de forma limitada. Com o fim da greve em meados de julho de 2024, percebe-se uma retomada gradual da demanda, que voltou a crescer até atingir seus níveis mais elevados em agosto e voltou a cair no mês de outubro que correspondeu a um período de férias entre semestres, em novembro teve funcionamento normal com o novo semestre que iniciou no final de outubro.

Em dezembro de 2024, o recesso de final de ano novamente reduziu o total de refeições. Por fim, em março de 2025 verifica-se outro ponto de baixa associado ao intervalo entre semestres, seguido por novas férias em agosto e parte de setembro de 2025, o que reforça o comportamento sazonal do consumo ao longo do período analisado.

Apesar de ser destinado para toda comunidade acadêmica, a grande maioria dos usuários do RU da UFC de Crateús é constituída por estudantes, em todas as suas categorias de usuário (discente, isento parcial, isento ingressante, isento PROINTER (Pró-reitoria de Inovação e Relações Interinstitucionais) e beneficiários do auxílio moradia). Conforme pode ser visto nas tabelas 4 e 5.

Tabela 4 – Quantitativo de refeições servidas por tipo de usuário em 2024

Categoria de Acesso	Número de Refeições			
	Almoço	Jantar	Total Refeições	%
Discente	26.567	19.433	46.000	52,5
Técnico Administrativo	369	170	539	0,6
Docente	107	7	114	0,1
Terceirizado	18	2	20	0,0
Autorizado	1.073	1.396	2.469	2,8
Visitante	8	0	8	0,0
Isento parcial	11.544	7.968	19.512	22,3
Moradia	8.228	6.128	14.356	16,4
Isento PROINTER	146	153	299	0,3
Isento ingressante	2.597	1.640	4.237	4,8
Total de comensais	50.657	36.897	87.554	100%

Fonte: SIPAC - UFC (2025).

Tabela 5 – Quantitativo de refeições servidas por tipo de usuário entre janeiro e outubro de 2025

Categoria de Acesso	Número de Refeições			
	Almoço	Jantar	Total Refeições	%
Discente	28145	20957	49102	50,1
Técnico Administrativo	412	53	465	0,5
Docente	367	11	378	0,4
Terceirizado	9	3	12	0,0
Autorizado	2214	1821	4035	4,1
Visitante	14	1	15	0,0
Participante Evento Pagante	18	0	18	0,0
Isento parcial	5433	3713	9146	9,3
Isento total	18534	12789	31323	32,0
Moradia	1380	950	2330	2,4
Isento ingressante	750	451	1201	1,2
Total de comensais	50.657	36.897	87.554	100%

Fonte: SIPAC - UFC (2025).

Assim como os demais, o RU da UFC em Crateús serve almoço e jantar durante os dias letivos, com cardápio variado. Porém desde 2018, ano em que o campus passou a funcionar nos 3 turnos (manhã, tarde e noite) a refeição almoço tem consumo superior ao do jantar. Conforme é possível observar na tabela 6, houve aumento considerável no número de refeições entre 2015 e 2019, porém, devido a pandemia da COVID-19, o RU fechou em março de 2020, e foi reaberto somente em 2022, e desde então o número de comensais tem oscilado, tendo como maior número de refeições consumidas o ano de 2023.

Tabela 6 – Evolução anual do número de refeições no RU de Crateús (2015-2025)

Ano	Almoço	Jantar	Total
2015	5.195	6.231	11.426
2016	24.888	29.000	53.888
2017	34.383	26.060	60.443
2018	45.506	30.029	75.535
2019	59.080	38.907	97.987
2020	6.948	4.037	10.985
2021	0	0	0
2022	50.919	35.690	86.609
2023	55.449	43.162	98.611
2024	50.657	36.897	87.554
2025*	57276	40749	98025

Fonte: SIPAC - UFC (2025) e documentos internos do campus de Crateús da UFC.

*Dados correspondentes ao período de janeiro a outubro de 2025.

O sistema de distribuição de refeições é o *self-service*, exceto para o prato proteico, (prato principal de proteína animal ou vegetal, como por exemplo carnes bovinas, frango, peixes, ovos, suínos, proteína de soja texturizada, lentilha e grão-de-bico). A gestão é terceirizada e o acesso dos comensais é por identificação e cartão eletrônico.

O consumo efetivo em 2024 foi de 87.554 refeições, das quais 58% correspondem ao almoço e 42% ao jantar. Foram produzidas cerca de 45,1 toneladas de alimentos, das quais 3,4 toneladas (7,6%) foram desperdiçadas através das sobras, indicando a necessidade de implementar medidas para reduzir esse desperdício. Tal desperdício seria o suficiente para alimentar 6.615 comensais do RU deste Campus, considerando a média *per capita* da refeição distribuída que é de 0,518 kg (Universidade Federal do Ceará, 2025d).

Conforme dados obtidos através de pesquisa documental, entre janeiro e outubro de 2025 o consumo efetivo foi de 98.025 refeições, com percentual de distribuição entre almoço e jantar igual ao ano de 2024. A produção foi de 54,5 toneladas, das quais 4,3 toneladas

(7,8%) tornaram-se sobras. Tomando como referência a média per capita registrada ao longo do ano de 0,523 kg por refeição, esse volume de desperdício seria capaz de alimentar 8.076 comensais.

Importante enfatizar que os maiores percentuais de sobra em 2024 e 2025 ocorreram, respectivamente, nos meses de dezembro e março, ambos imediatamente anteriores aos períodos de férias ou recesso acadêmico. Isso reforça a correlação importante deste indicador à previsão do número de comensais, uma vez que neste período há maior dificuldade de mensurar o número de refeições efetivas, devido à evasão estudantil (Universidade Federal do Ceará, 2025d).

5.2 Levantamento e análise inicial dos dados

A análise dos dados foi conduzida considerando as duas refeições servidas diariamente pelo RU (almoço e jantar), com base na série temporal abrangendo os semestres de 2023.1 a 2024.1, totalizando 270 dias de funcionamento.

No almoço, o RU serviu em média 326 refeições por dia, enquanto a mediana foi de 347 refeições, indicando que a distribuição é assimétrica, sendo influenciada por dias de demanda atipicamente baixa, que acabam reduzindo a média geral. O desvio-padrão foi de 96,7 mostrando uma variação elevada no número de refeições servidas.

O menor valor observado foi de 33 comensais, registrado no último dia de funcionamento de 2023.2, antes do início do período de férias, caracterizando um *outlier*. A identificação de valores extremos foi realizada por meio da análise do boxplot, utilizando o critério do intervalo interquartil (IQR). Observou-se a presença de *outliers* apenas na extremidade inferior da distribuição, representados por dias com demanda excepcionalmente baixa.

O maior valor registrado foi de 469 comensais, ocorrido em uma quarta-feira no primeiro mês letivo de 2024.1, refletindo o padrão de maior demanda observado nas semanas iniciais do semestre. De acordo com o critério estatístico do boxplot, não foram identificados *outliers* superiores. Embora elevado, esse valor máximo situou-se dentro dos limites dos bigodes, sendo interpretado como um pico associado ao início do período letivo, e não como um valor estatisticamente discrepante.

A presença de *outliers* também foi identificada em estudos realizados em outros Restaurantes Universitários. Oliveira e Santos (2025) observaram que períodos próximos a

feriados, nos quais ocorre maior evasão dos discentes do campus, tendem a gerar aumentos nos erros de previsão justamente devido ao comportamento atípico da demanda nesses dias.

A Tabela 7 e o Gráfico 2 apresentam os dados da variação diária da demanda no almoço nesse período.

Tabela 7 – Demanda diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1

Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais
2023.1							
13/03/2023	240	14/04/2023	383	18/05/2023	398	21/06/2023	426
14/03/2023	298	17/04/2023	372	19/05/2023	381	22/06/2023	383
15/03/2023	319	18/04/2023	445	22/05/2023	324	23/06/2023	276
16/03/2023	129	19/04/2023	446	23/05/2023	432	26/06/2023	326
17/03/2023	87	20/04/2023	291	24/05/2023	446	27/06/2023	384
20/03/2023	322	24/04/2023	353	25/05/2023	406	28/06/2023	383
21/03/2023	369	25/04/2023	441	26/05/2023	346	29/06/2023	375
22/03/2023	398	26/04/2023	437	29/05/2023	322	30/06/2023	299
23/03/2023	348	27/04/2023	397	30/05/2023	421	03/07/2023	314
24/03/2023	279	28/04/2023	332	31/05/2023	442	04/07/2023	364
27/03/2023	347	02/05/2023	363	01/06/2023	436	05/07/2023	236
28/03/2023	416	03/05/2023	424	02/06/2023	340	07/07/2023	120
29/03/2023	420	04/05/2023	380	05/06/2023	331	10/07/2023	288
30/03/2023	404	05/05/2023	373	06/06/2023	384	11/07/2023	333
31/03/2023	344	08/05/2023	370	07/06/2023	245	12/07/2023	294
03/04/2023	357	09/05/2023	433	12/06/2023	329	13/07/2023	274
04/04/2023	337	10/05/2023	444	13/06/2023	414	14/07/2023	147
05/04/2023	263	11/05/2023	407	14/06/2023	416	17/07/2023	107
10/04/2023	343	12/05/2023	355	15/06/2023	413	18/07/2023	93
11/04/2023	430	15/05/2023	325	16/06/2023	352	19/07/2023	112
12/04/2023	447	16/05/2023	420	19/06/2023	352	20/07/2023	70
13/04/2023	415	17/05/2023	409	20/06/2023	412	21/07/2023	42
2023.2							
09/08/2023	151	12/09/2023	380	16/10/2023	301	20/11/2023	299
10/08/2023	161	13/09/2023	419	17/10/2023	350	21/11/2023	365
11/08/2023	36	14/09/2023	366	18/10/2023	363	22/11/2023	381
14/08/2023	249	15/09/2023	324	19/10/2023	307	23/11/2023	338
15/08/2023	306	18/09/2023	342	20/10/2023	303	24/11/2023	306
16/08/2023	365	19/09/2023	386	23/10/2023	295	27/11/2023	296

Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais
17/08/2023	355	20/09/2023	414	24/10/2023	358	28/11/2023	309
18/08/2023	274	21/09/2023	369	25/10/2023	375	29/11/2023	322
21/08/2023	322	22/09/2023	258	26/10/2023	338	30/11/2023	308
22/08/2023	376	25/09/2023	343	27/10/2023	325	01/12/2023	280
23/08/2023	415	26/09/2023	383	30/10/2023	270	04/12/2023	246
24/08/2023	361	27/09/2023	425	31/10/2023	305	05/12/2023	301
25/08/2023	287	28/09/2023	392	01/11/2023	246	06/12/2023	292
28/08/2023	330	29/09/2023	332	06/11/2023	169	07/12/2023	279
29/08/2023	392	02/10/2023	322	07/11/2023	189	08/12/2023	209
31/08/2023	367	03/10/2023	371	08/11/2023	146	11/12/2023	132
01/09/2023	314	04/10/2023	373	09/11/2023	139	12/12/2023	140
04/09/2023	333	05/10/2023	375	10/11/2023	122	13/12/2023	132
05/09/2023	386	06/10/2023	287	13/11/2023	306	14/12/2023	103
06/09/2023	289	09/10/2023	319	14/11/2023	346	15/12/2023	50
08/09/2023	43	10/10/2023	328	16/11/2023	349	18/12/2023	33
11/09/2023	291	11/10/2023	295	17/11/2023	319		

2024.1

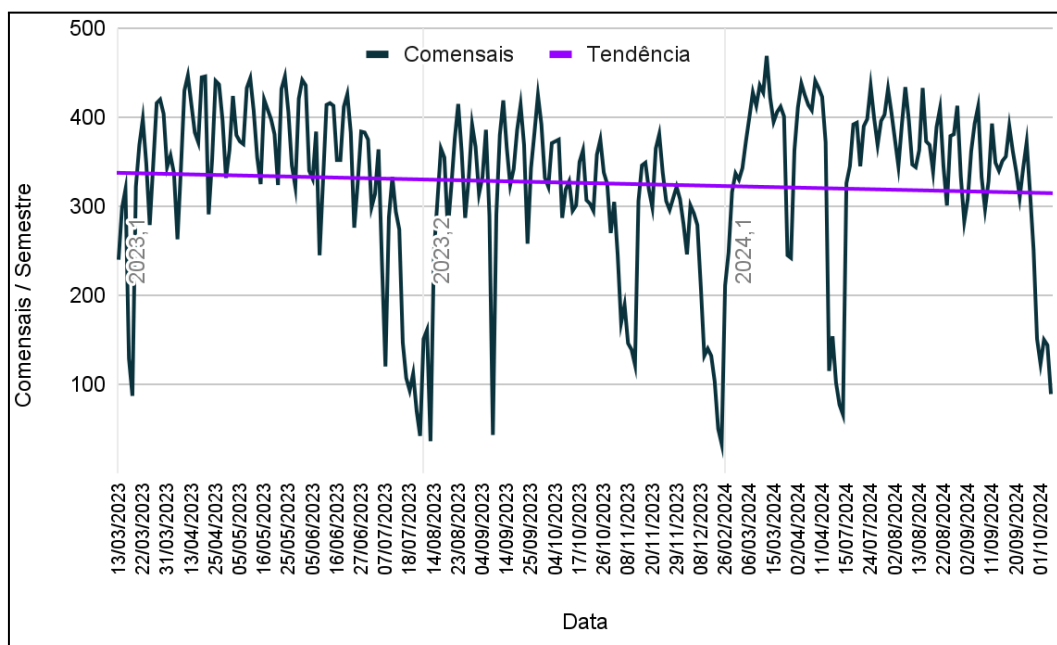
26/02/2024	211	05/04/2024	414	01/08/2024	405	04/09/2024	393
27/02/2024	248	08/04/2024	408	02/08/2024	375	05/09/2024	412
28/02/2024	316	09/04/2024	441	05/08/2024	345	06/09/2024	333
29/02/2024	337	10/04/2024	433	06/08/2024	392	09/09/2024	297
01/03/2024	330	11/04/2024	423	07/08/2024	434	10/09/2024	328
04/03/2024	343	12/04/2024	372	08/08/2024	397	11/09/2024	393
05/03/2024	373	15/04/2024	115	09/08/2024	347	12/09/2024	349
06/03/2024	400	16/04/2024	154	12/08/2024	344	13/09/2024	340
07/03/2024	428	17/04/2024	102	13/08/2024	363	16/09/2024	351
08/03/2024	413	18/04/2024	77	14/08/2024	433	17/09/2024	356
11/03/2024	436	19/04/2024	66	15/08/2024	373	18/09/2024	390
12/03/2024	428	15/07/2024	326	16/08/2024	369	19/09/2024	362
13/03/2024	469	16/07/2024	345	19/08/2024	339	20/09/2024	339
14/03/2024	422	17/07/2024	392	20/08/2024	389	23/09/2024	310
15/03/2024	395	18/07/2024	394	21/08/2024	410	24/09/2024	343
20/03/2024	406	19/07/2024	345	22/08/2024	345	25/09/2024	372
21/03/2024	412	22/07/2024	390	23/08/2024	301	26/09/2024	314
22/03/2024	401	23/07/2024	398	26/08/2024	379	27/09/2024	251
26/03/2024	245	24/07/2024	435	27/08/2024	381	30/09/2024	151

Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais
27/03/2024	242	25/07/2024	399	28/08/2024	413	01/10/2024	123
01/04/2024	363	26/07/2024	369	29/08/2024	334	02/10/2024	150
02/04/2024	411	29/07/2024	396	30/08/2024	283	03/10/2024	144
03/04/2024	438	30/07/2024	403	02/09/2024	308	04/10/2024	89
04/04/2024	425	31/07/2024	432	03/09/2024	362		

Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

A observação do Gráfico 2, mostra que a demanda do almoço apresenta flutuações periódicas regulares, exibindo picos e vales consistentemente que se repetem em intervalos semelhantes, o que pode caracterizar uma variação sazonal.

Gráfico 2 – Demanda diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

No jantar o RU forneceu refeições em 268 dias. A média diária de consumo foi de 251 comensais, enquanto a mediana foi de 268, indicando novamente a ocorrência de dias com demanda atipicamente baixa, que reduzem o valor médio da série. O desvio-padrão de 82,9 mostra elevada variabilidade na procura pelo jantar, conforme observado também no almoço, demonstrando oscilações importantes nas duas refeições.

O menor valor registrado nessa refeição foi 23 comensais, correspondente ao último dia de funcionamento do semestre 2023.2, imediatamente antes do início do período de férias,

dia em que também apresentou o menor valor do almoço. Já o maior valor, 390 comensais, foi observado em uma terça-feira da quinta semana do semestre 2023.1, refletindo um dia de pico de demanda no primeiro semestre do ano.

A Tabela 8 e Gráfico 3 apresentam a variação da demanda dos semestres 2023.1 a 2024.1 para a refeição jantar.

Tabela 8 – Demanda diária de jantar entre 2023.1 e 2024.1

Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais
2023.1							
13/03/2023	196	14/04/2023	255	18/05/2023	305	21/06/2023	338
14/03/2023	240	17/04/2023	294	19/05/2023	247	22/06/2023	317
15/03/2023	225	18/04/2023	390	22/05/2023	269	23/06/2023	207
16/03/2023	103	19/04/2023	354	23/05/2023	352	26/06/2023	260
17/03/2023	59	20/04/2023	210	24/05/2023	316	27/06/2023	316
20/03/2023	276	24/04/2023	294	25/05/2023	332	28/06/2023	310
21/03/2023	353	25/04/2023	362	26/05/2023	196	29/06/2023	244
22/03/2023	353	26/04/2023	334	29/05/2023	208	30/06/2023	225
23/03/2023	343	27/04/2023	334	30/05/2023	337	03/07/2023	239
24/03/2023	140	28/04/2023	251	31/05/2023	327	04/07/2023	295
27/03/2023	299	02/05/2023	338	01/06/2023	320	05/07/2023	150
28/03/2023	368	03/05/2023	313	02/06/2023	233	07/07/2023	55
29/03/2023	359	04/05/2023	321	05/06/2023	256	10/07/2023	238
30/03/2023	313	05/05/2023	230	06/06/2023	288	11/07/2023	260
31/03/2023	267	08/05/2023	287	07/06/2023	135	12/07/2023	197
03/04/2023	280	09/05/2023	343	12/06/2023	290	13/07/2023	194
04/04/2023	178	10/05/2023	345	13/06/2023	335	14/07/2023	55
05/04/2023	222	11/05/2023	325	14/06/2023	347	17/07/2023	70
10/04/2023	286	12/05/2023	231	15/06/2023	318	18/07/2023	47
11/04/2023	385	15/05/2023	288	16/06/2023	254	19/07/2023	48
12/04/2023	354	16/05/2023	326	19/06/2023	268	20/07/2023	49
13/04/2023	339	17/05/2023	316	20/06/2023	360		
2023.2							
09/08/2023	119	12/09/2023	329	16/10/2023	262	20/11/2023	221
10/08/2023	143	13/09/2023	318	17/10/2023	288	21/11/2023	306
11/08/2023	-	14/09/2023	317	18/10/2023	286	22/11/2023	304
14/08/2023	186	15/09/2023	219	19/10/2023	278	23/11/2023	277
15/08/2023	277	18/09/2023	283	20/10/2023	239	24/11/2023	217

Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais
16/08/2023	271	19/09/2023	328	23/10/2023	243	27/11/2023	241
17/08/2023	308	20/09/2023	295	24/10/2023	300	28/11/2023	264
18/08/2023	214	21/09/2023	289	25/10/2023	280	29/11/2023	229
21/08/2023	268	22/09/2023	200	26/10/2023	295	30/11/2023	221
22/08/2023	353	25/09/2023	271	27/10/2023	233	01/12/2023	199
23/08/2023	315	26/09/2023	328	30/10/2023	214	04/12/2023	183
24/08/2023	275	27/09/2023	328	31/10/2023	261	05/12/2023	256
25/08/2023	216	28/09/2023	318	01/11/2023	174	06/12/2023	221
28/08/2023	270	29/09/2023	229	06/11/2023	140	07/12/2023	206
29/08/2023	361	02/10/2023	258	07/11/2023	154	08/12/2023	126
31/08/2023	300	03/10/2023	313	08/11/2023	87	11/12/2023	66
01/09/2023	232	04/10/2023	261	09/11/2023	97	12/12/2023	111
04/09/2023	285	05/10/2023	312	10/11/2023	53	13/12/2023	65
05/09/2023	343	06/10/2023	217	13/11/2023	231	14/12/2023	51
06/09/2023	193	09/10/2023	217	14/11/2023	295	15/12/2023	27
08/09/2023	25	10/10/2023	268	16/11/2023	312	18/12/2023	23
11/09/2023	267	11/10/2023	178	17/11/2023	243		

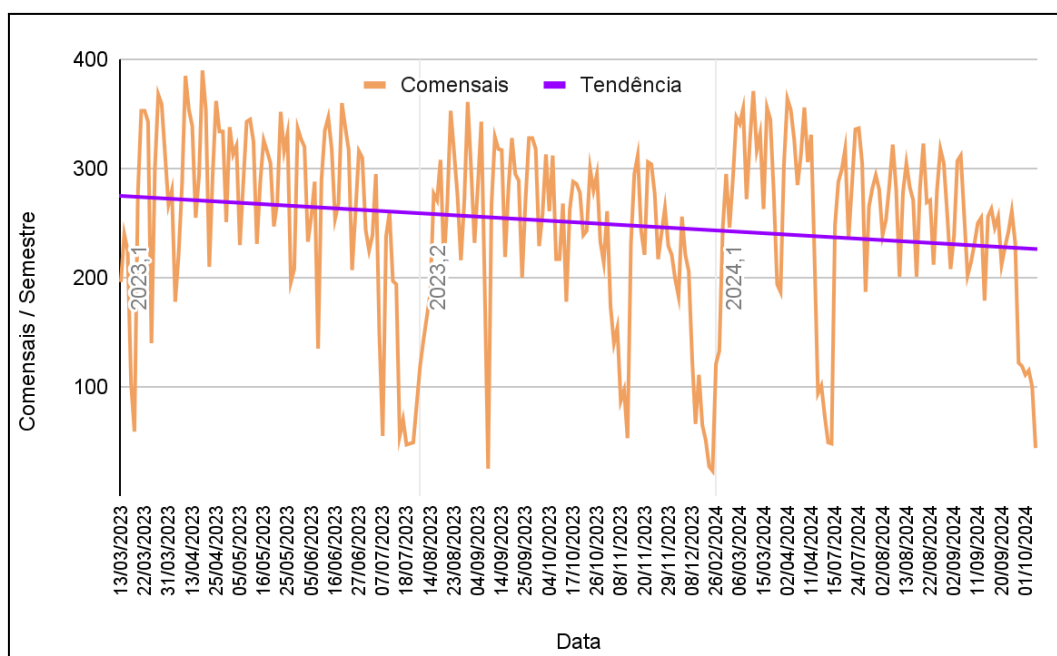
2024.1

26/02/2024	121	05/04/2024	285	01/08/2024	281	04/09/2024	312
27/02/2024	133	08/04/2024	313	02/08/2024	239	05/09/2024	257
28/02/2024	245	09/04/2024	356	05/08/2024	253	06/09/2024	202
29/02/2024	295	10/04/2024	306	06/08/2024	285	09/09/2024	214
01/03/2024	246	11/04/2024	331	07/08/2024	322	10/09/2024	231
04/03/2024	291	12/04/2024	217	08/08/2024	281	11/09/2024	250
05/03/2024	347	15/04/2024	94	09/08/2024	201	12/09/2024	255
06/03/2024	341	16/04/2024	101	12/08/2024	278	13/09/2024	179
07/03/2024	355	17/04/2024	73	13/08/2024	305	16/09/2024	256
08/03/2024	272	18/04/2024	49	14/08/2024	283	17/09/2024	263
11/03/2024	326	19/04/2024	48	15/08/2024	271	18/09/2024	246
12/03/2024	371	15/07/2024	248	16/08/2024	201	19/09/2024	256
13/03/2024	317	16/07/2024	288	19/08/2024	282	20/09/2024	212
14/03/2024	332	17/07/2024	299	20/08/2024	323	23/09/2024	228
15/03/2024	263	18/07/2024	318	21/08/2024	269	24/09/2024	242
20/03/2024	356	19/07/2024	236	22/08/2024	271	25/09/2024	261
21/03/2024	345	22/07/2024	285	23/08/2024	212	26/09/2024	232
22/03/2024	278	23/07/2024	336	26/08/2024	280	27/09/2024	122

Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais	Data	Comensais
26/03/2024	194	24/07/2024	337	27/08/2024	318	30/09/2024	119
27/03/2024	187	25/07/2024	305	28/08/2024	305	01/10/2024	111
01/04/2024	304	26/07/2024	187	29/08/2024	259	02/10/2024	115
02/04/2024	364	29/07/2024	265	30/08/2024	208	03/10/2024	100
03/04/2024	354	30/07/2024	282	02/09/2024	238	04/10/2024	44
04/04/2024	327	31/07/2024	294	03/09/2024	307		

Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Gráfico 3 – Demanda diária de jantar entre 2023.1 e 2024.1



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Conforme observado nos Gráficos 2 e 3 o almoço tem uma demanda maior que o jantar, refletindo o maior fluxo de comensais durante o dia. Em ambos os gráficos observa-se oscilações regulares na demanda, típicas da sazonalidade apresentada no RU.

A linha de tendência é praticamente idêntica para as duas refeições, mostrando uma diminuição gradual no número de comensais, possivelmente causada pela redução gradual no fluxo de estudantes no campus devido à evasão, trancamentos e diminuição da frequência às aulas. Esse comportamento sugere que fatores comuns ao funcionamento do restaurante influenciam de forma semelhante o fluxo tanto no almoço quanto no jantar.

Resultados compatíveis foram encontrados por Silva (2019), que identificou em um restaurante universitário de Uberlândia–MG, uma tendência fraca (tanto crescente quanto

decrecente) nas séries históricas de demanda do restaurante, porém acompanhada de forte sazonalidade semanal, fenômeno que reforça o comportamento observado nesse estudo.

Cabe salientar que, por se tratar de um restaurante universitário, cuja distribuição de refeições ocorre durante o período letivo, permanecendo fechado durante as férias escolares, observa-se uma redução significativa na última semana de cada semestre, que corresponde ao período de avaliações finais. Nessa fase, parte dos alunos não frequenta mais o campus.

Após o período de férias os estudantes retornam para o início do semestre seguinte. Outra característica observada é que, por ter ingresso único no início do primeiro semestre, a demanda desse tende a ser maior que o segundo semestre, uma vez que, a tendência é de redução no número de estudantes ao longo do ano letivo, devido à conclusão de curso, abandono e trancamento de matrícula.

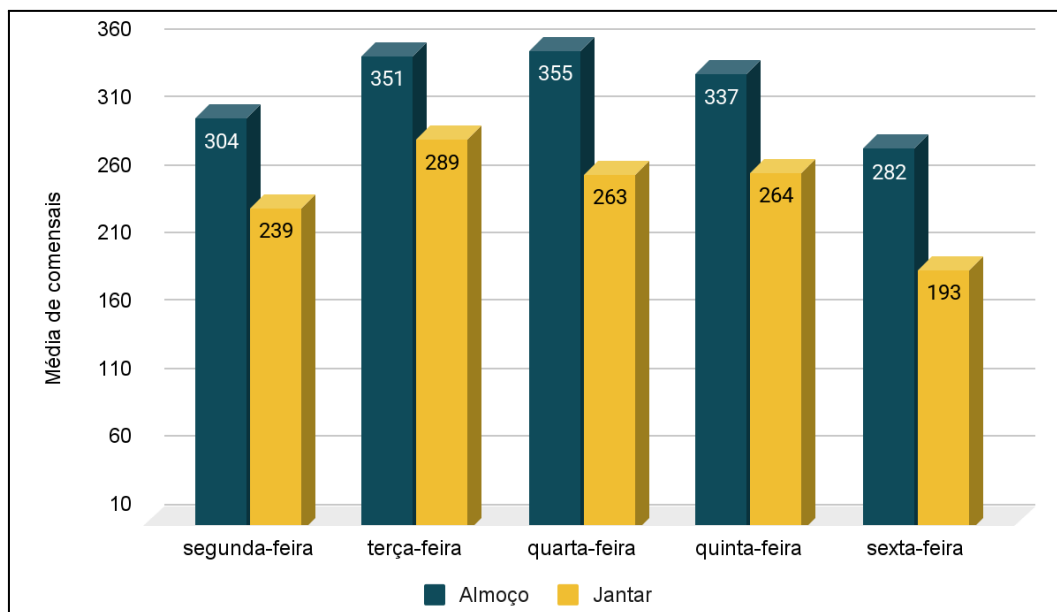
Em pesquisa realizada por Oliveira e Santos (2025), em um campus da Universidade Federal de Uberlândia, observou-se padrão semelhante, nas últimas semanas do semestre, a demanda apresentou tendência de queda, atribuída ao fato de muitos estudantes já terem encerrado suas atividades acadêmicas e retornado às suas cidades de origem antes do término oficial do período letivo.

Situações atípicas observadas na série também foram identificadas.. A diminuição acentuada observada dentro do semestre 2023.2 e 2024.1 difere daquela normalmente registrada ao final de cada período letivo. No caso do semestre 2023.2, a redução é justificada pela realização de um evento acadêmico, durante o qual não houve aula por uma semana, se fazendo presentes no restaurante apenas os estudantes que participaram do evento. Já no semestre de 2024.1, a redução corresponde ao período que antecedeu a greve dos servidores da educação deste mesmo ano, causando uma redução no número de comensais.

Conforme explicado anteriormente, durante o período de greve, a demanda ocorreu através do agendamento de refeições; por isso os dados desse período (greve) não estão neste gráfico, pois não correspondem a um período letivo normal.

Após o levantamento de dados, foi realizada uma análise correlacionando a demanda com o dia da semana conforme ilustrado no Gráfico 4.

Gráfico 4 – Demanda do almoço e jantar entre 2023.1 a 2024.1 por dia da semana



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Observa-se no Gráfico 4 uma sazonalidade semanal na demanda bem definida, caracterizada pela variação do número médio de refeições servidas ao longo dos dias. No almoço, as maiores médias ocorreram na terça e na quarta, seguidas pela quinta-feira. A segunda-feira apresentou uma média ligeiramente menor, enquanto a sexta-feira concentrou a menor demanda, refletindo a redução do fluxo às vésperas do fim de semana.

No jantar, verifica-se padrão semelhante, a maior média ocorreu na terça-feira, enquanto quarta e quinta-feira apresentaram demandas praticamente iguais. Assim como no almoço, a sexta-feira registrou a menor procura. Esse comportamento reforça a tendência de redução da presença estudantil conforme se aproxima o final da semana, ao mesmo tempo em que pequenas variações entre os dias evidenciam características específicas de cada turno de funcionamento do RU.

Resultados semelhantes foram identificados em pesquisa conduzida em um campus da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), na qual os autores observaram um crescimento do número de refeições ao longo da semana, atingindo o ápice na quarta-feira. Segundo os pesquisadores, esse fenômeno pode ser explicado pelo fato de esse dia concentrar o maior número de aulas. Em contrapartida, à medida que o final de semana se aproximava, o volume de aulas diminuía reduzindo também o número de alunos presentes no campus e, conseqüentemente, a demanda por refeições (Soares *et al.*, 2020).

A tabela 9 e o Gráfico 5 apresentam os percentuais de sobra do almoço ao longo dos

semestres analisados.

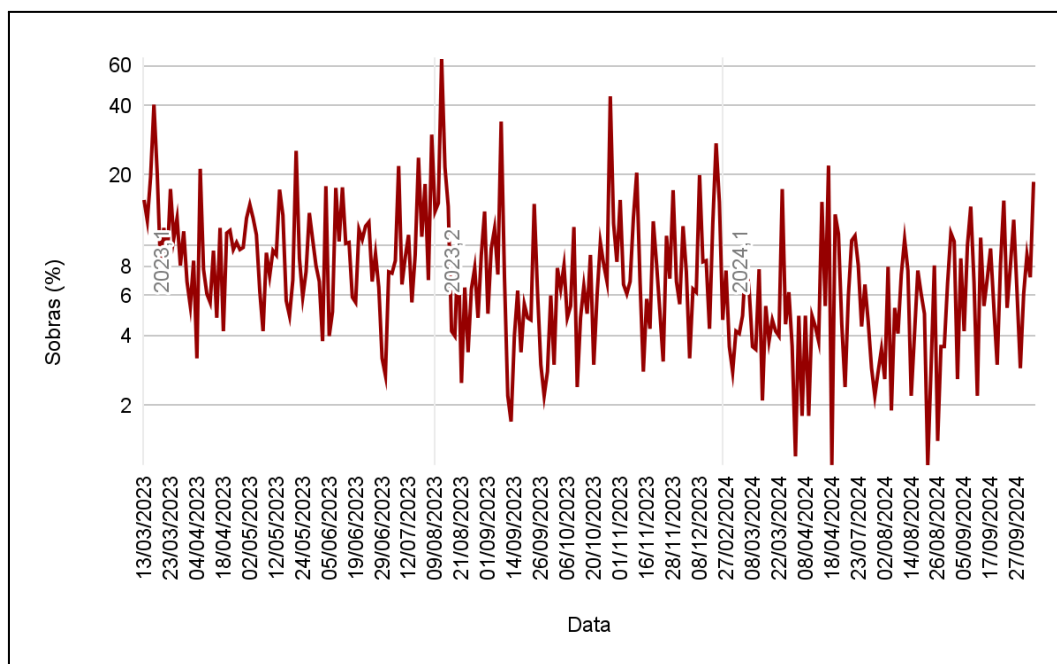
Tabela 9 – Percentual de sobra diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1

Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)
2023.1							
13/03/2023	15,6	14/04/2023	4,8	18/05/2023	4,9	21/06/2023	10,5
14/03/2023	12,7	17/04/2023	11,8	19/05/2023	7	22/06/2023	12
15/03/2023	19,7	18/04/2023	4,2	22/05/2023	25,5	23/06/2023	12,5
16/03/2023	40,5	19/04/2023	11,2	23/05/2023	8,7	26/06/2023	6,9
17/03/2023	20,3	20/04/2023	11,5	24/05/2023	5,9	27/06/2023	9,1
20/03/2023	8	24/04/2023	9,5	25/05/2023	7,6	28/06/2023	6,5
21/03/2023	11,8	25/04/2023	10,2	26/05/2023	13,7	29/06/2023	3,2
22/03/2023	8,3	26/04/2023	9,5	29/05/2023	10,5	30/06/2023	2,7
23/03/2023	17,4	27/04/2023	9,7	30/05/2023	8,1	03/07/2023	7,6
24/03/2023	10,6	28/04/2023	13	31/05/2023	6,9	04/07/2023	7,5
27/03/2023	13	02/05/2023	14,9	01/06/2023	3,8	05/07/2023	8,5
28/03/2023	8,1	03/05/2023	13	02/06/2023	17,9	07/07/2023	21,9
29/03/2023	11,4	04/05/2023	11	05/06/2023	4	10/07/2023	6,7
30/03/2023	6,9	05/05/2023	6,3	06/06/2023	5,1	11/07/2023	8,8
31/03/2023	5,4	08/05/2023	4,2	07/06/2023	17,6	12/07/2023	11
03/04/2023	8,5	09/05/2023	9,2	12/06/2023	10,3	13/07/2023	5,6
04/04/2023	3,2	10/05/2023	7,3	13/06/2023	17,7	14/07/2023	9
05/04/2023	21,3	11/05/2023	9,4	14/06/2023	10,1	17/07/2023	23,8
10/04/2023	7,8	12/05/2023	9	15/06/2023	10,2	18/07/2023	10,8
11/04/2023	6,1	15/05/2023	17,3	16/06/2023	5,9	19/07/2023	18,3
12/04/2023	5,6	16/05/2023	13,4	19/06/2023	5,6	20/07/2023	7
13/04/2023	9,4	17/05/2023	5,7	20/06/2023	11,6		30
2023.2							
09/08/2023	13,9	12/09/2023	2,2	16/10/2023	4,8	20/11/2023	12,6
10/08/2023	15,1	13/09/2023	1,7	17/10/2023	6,6	21/11/2023	8,2
11/08/2023	63,9	14/09/2023	4	18/10/2023	5	22/11/2023	5,1
14/08/2023	21,7	15/09/2023	6,3	19/10/2023	9	23/11/2023	3,1
15/08/2023	14,6	18/09/2023	3,4	20/10/2023	3	24/11/2023	10,9
16/08/2023	4,2	19/09/2023	5,5	23/10/2023	6	27/11/2023	7,1
17/08/2023	4	20/09/2023	4,8	24/10/2023	10,2	28/11/2023	17,2
18/08/2023	10	21/09/2023	4,7	25/10/2023	8,2	29/11/2023	6,9
21/08/2023	2,5	22/09/2023	15	26/10/2023	6,9	30/11/2023	5,5
22/08/2023	6,5	25/09/2023	6,2	27/10/2023	44	01/12/2023	12
23/08/2023	3,4	26/09/2023	3	30/10/2023	12,3	04/12/2023	7,6
24/08/2023	6,4	27/09/2023	2,2	31/10/2023	8,4	05/12/2023	3,2
25/08/2023	7,9	28/09/2023	2,8	01/11/2023	15,6	06/12/2023	6,4

Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)
28/08/2023	4,8	29/09/2023	6	06/11/2023	6,7	07/12/2023	6,2
29/08/2023	9	02/10/2023	3	07/11/2023	6,1	08/12/2023	20
31/08/2023	13,9	03/10/2023	7,9	08/11/2023	6,9	11/12/2023	8,4
01/09/2023	5	04/10/2023	6,4	09/11/2023	13,1	12/12/2023	8,5
04/09/2023	9,6	05/10/2023	8,1	10/11/2023	20,5	13/12/2023	4,3
05/09/2023	11,7	06/10/2023	4,8	13/11/2023	6,9	14/12/2023	12,4
06/09/2023	7,4	09/10/2023	5,4	14/11/2023	2,8	15/12/2023	27,5
08/09/2023	34,2	10/10/2023	11,9	16/11/2023	5,8	18/12/2023	15,2
11/09/2023	7,2	11/10/2023	2,4	17/11/2023	4,3		
2024.1							
26/02/2024	4,7	05/04/2024	1,8	01/08/2024	3,5	04/09/2024	8,7
27/02/2024	7,7	08/04/2024	4,9	02/08/2024	2,6	05/09/2024	4,2
28/02/2024	3,6	09/04/2024	1,8	05/08/2024	8	06/09/2024	9,9
29/02/2024	2,8	10/04/2024	4,9	06/08/2024	1,9	09/09/2024	14,6
01/03/2024	4,2	11/04/2024	4,4	07/08/2024	5,3	10/09/2024	6,8
04/03/2024	4,1	12/04/2024	3,8	08/08/2024	4,1	11/09/2024	2,2
05/03/2024	4,9	15/04/2024	15,3	09/08/2024	7,4	12/09/2024	10,7
06/03/2024	8,7	16/04/2024	5,4	12/08/2024	10,5	13/09/2024	5,4
07/03/2024	6,3	17/04/2024	22	13/08/2024	7,7	16/09/2024	7,1
08/03/2024	3,6	18/04/2024	1,1	14/08/2024	2,2	17/09/2024	9,6
11/03/2024	3,5	19/04/2024	13,5	15/08/2024	4,1	18/09/2024	5,3
12/03/2024	7,8	15/07/2024	11,1	16/08/2024	7,7	19/09/2024	3
13/03/2024	2,1	16/07/2024	4,5	19/08/2024	6,1	20/09/2024	8,2
14/03/2024	5,4	17/07/2024	2,4	20/08/2024	5	23/09/2024	15,5
15/03/2024	3,8	18/07/2024	6	21/08/2024	1,1	24/09/2024	5,3
20/03/2024	4,7	19/07/2024	10,4	22/08/2024	2,9	25/09/2024	8,1
21/03/2024	4,2	22/07/2024	10,9	23/08/2024	8,1	26/09/2024	12,8
22/03/2024	4	23/07/2024	8,1	26/08/2024	1,4	27/09/2024	6,2
26/03/2024	17,4	24/07/2024	4,4	27/08/2024	3,6	30/09/2024	2,9
27/03/2024	4,5	25/07/2024	6,7	28/08/2024	3,6	01/10/2024	6,1
01/04/2024	6,2	26/07/2024	4,6	29/08/2024	6,8	02/10/2024	9
02/04/2024	3,6	29/07/2024	2,9	30/08/2024	11,2	03/10/2024	7,2
03/04/2024	1,2	30/07/2024	2,2	02/09/2024	10,3	04/10/2024	18,7
04/04/2024	4,9	31/07/2024	2,8	03/09/2024	2,6		

Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Gráfico 5 – Percentual de sobra diária de almoço entre 2023.1 e 2024.1



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

A tabela 10 e o Gráfico 6 apresentam os percentuais de sobra do jantar ao longo dos semestres analisados.

Tabela 10 – Percentual de sobra diária do jantar entre 2023.1 e 2024.1

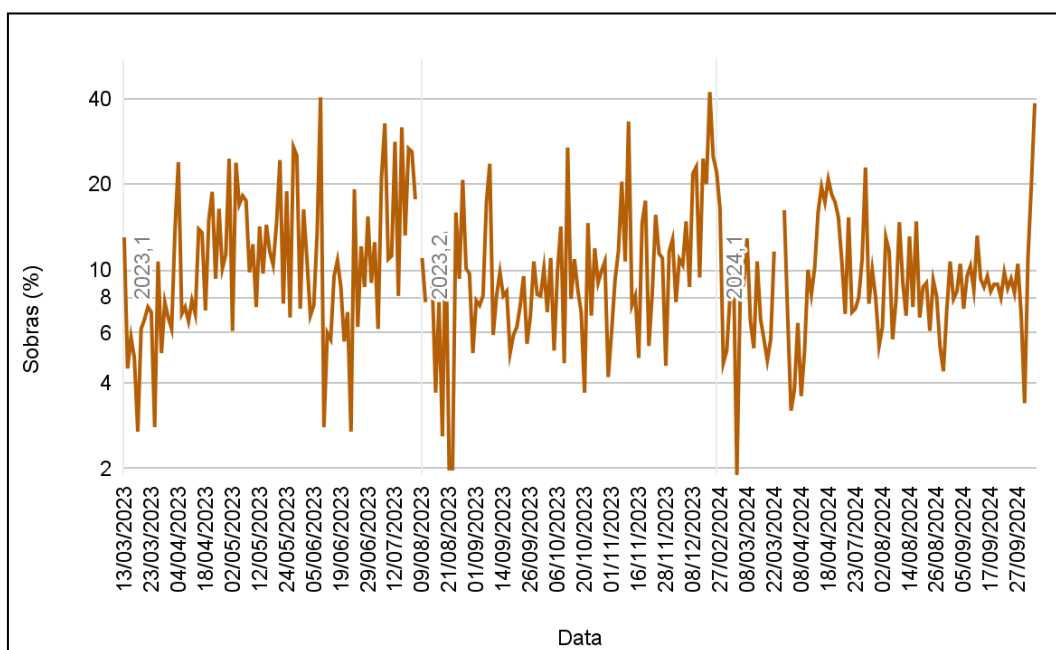
Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)
2023.1							
13/03/2023	13	14/04/2023	13,9	18/05/2023	10,4	21/06/2023	7,1
14/03/2023	4,5	17/04/2023	13,5	19/05/2023	14,6	22/06/2023	2,7
15/03/2023	5,8	18/04/2023	7,2	22/05/2023	24,3	23/06/2023	19,2
16/03/2023	4,9	19/04/2023	15	23/05/2023	7,6	26/06/2023	6,3
17/03/2023	2,7	20/04/2023	18,8	24/05/2023	18,9	27/06/2023	12,1
20/03/2023	6,2	24/04/2023	9,3	25/05/2023	6,8	28/06/2023	8,7
21/03/2023	6,7	25/04/2023	16,4	26/05/2023	27	29/06/2023	15,4
22/03/2023	7,4	26/04/2023	10,1	29/05/2023	25,2	30/06/2023	9
23/03/2023	7,1	27/04/2023	11,3	30/05/2023	7,3	03/07/2023	12,5
24/03/2023	2,8	28/04/2023	24,6	31/05/2023	16,3	04/07/2023	6,2
27/03/2023	10,7	02/05/2023	6,1	01/06/2023	10,8	05/07/2023	21,1
28/03/2023	5,1	03/05/2023	23,8	02/06/2023	6,9	07/07/2023	32,7
29/03/2023	7,7	04/05/2023	17	05/06/2023	7,5	10/07/2023	10,9
30/03/2023	6,8	05/05/2023	18,2	06/06/2023	13,5	11/07/2023	11,2
31/03/2023	6,2	08/05/2023	17,5	07/06/2023	40,4	12/07/2023	28,2

Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)
03/04/2023	13,8	09/05/2023	9,8	12/06/2023	2,8	13/07/2023	8,1
04/04/2023	23,9	10/05/2023	12,3	13/06/2023	6	14/07/2023	31,7
05/04/2023	7	11/05/2023	7,4	14/06/2023	5,7	17/07/2023	13,2
10/04/2023	7,4	12/05/2023	14,2	15/06/2023	9,5	18/07/2023	26,7
11/04/2023	6,6	15/05/2023	9,7	16/06/2023	10,8	19/07/2023	26
12/04/2023	7,8	16/05/2023	14,4	19/06/2023	8,7	20/07/2023	17,7
13/04/2023	7	17/05/2023	11,6	20/06/2023	5,6		
2023.2							
09/08/2023	11	12/09/2023	8,1	16/10/2023	7,9	20/11/2023	17,5
10/08/2023	7,7	13/09/2023	9,8	17/10/2023	10,9	21/11/2023	5,4
11/08/2023	-	14/09/2023	8,1	18/10/2023	8,5	22/11/2023	8,3
14/08/2023	9,2	15/09/2023	8,4	19/10/2023	7,1	23/11/2023	15,6
15/08/2023	3,7	18/09/2023	5,1	20/10/2023	3,7	24/11/2023	11,4
16/08/2023	7,7	19/09/2023	5,9	23/10/2023	14,6	27/11/2023	11
17/08/2023	2,6	20/09/2023	6,3	24/10/2023	6,9	28/11/2023	4,6
18/08/2023	13,6	21/09/2023	7,5	25/10/2023	11,9	29/11/2023	11,6
21/08/2023	2	22/09/2023	9,5	26/10/2023	9	30/11/2023	12,8
22/08/2023	2	25/09/2023	5,5	27/10/2023	9,9	01/12/2023	7,7
23/08/2023	15,9	26/09/2023	6,9	30/10/2023	10,7	04/12/2023	10,9
24/08/2023	9,3	27/09/2023	10,7	31/10/2023	4,2	05/12/2023	10,4
25/08/2023	20,7	28/09/2023	8,2	01/11/2023	6,1	06/12/2023	14,8
28/08/2023	10,1	29/09/2023	8,1	06/11/2023	9,2	07/12/2023	8,7
29/08/2023	9,7	02/10/2023	10,1	07/11/2023	11,6	08/12/2023	21,8
31/08/2023	5,1	03/10/2023	7,1	08/11/2023	20,4	11/12/2023	23
01/09/2023	7,8	04/10/2023	11	09/11/2023	10,7	12/12/2023	9,4
04/09/2023	7,5	05/10/2023	5,2	10/11/2023	33,2	13/12/2023	24,6
05/09/2023	8,1	06/10/2023	9,9	13/11/2023	7,5	14/12/2023	20
06/09/2023	17,2	09/10/2023	14,2	14/11/2023	8,1	15/12/2023	42,2
08/09/2023	23,6	10/10/2023	4,7	16/11/2023	4,9	18/12/2023	25
11/09/2023	5,9	11/10/2023	26,9	17/11/2023	14,6		
2024.1							
26/02/2024	22,1	05/04/2024	6,5	01/08/2024	5,4	04/09/2024	10,5
27/02/2024	16,5	08/04/2024	3,6	02/08/2024	6,3	05/09/2024	7,3
28/02/2024	4,7	09/04/2024	5,2	05/08/2024	13	06/09/2024	9,5
29/02/2024	5,2	10/04/2024	10	06/08/2024	11,6	09/09/2024	10,3
01/03/2024	8,2	11/04/2024	8,2	07/08/2024	5,7	10/09/2024	8,5
04/03/2024	10,4	12/04/2024	10,2	08/08/2024	7,8	11/09/2024	13,2

Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)	Data	Sobras (%)
05/03/2024	1,9	15/04/2024	16	09/08/2024	14,7	12/09/2024	9,3
06/03/2024	8,4	16/04/2024	19,6	12/08/2024	9,1	13/09/2024	8,7
07/03/2024	8,9	17/04/2024	17,3	13/08/2024	6,9	16/09/2024	9,5
08/03/2024	12,9	18/04/2024	20,8	14/08/2024	13,1	17/09/2024	8,4
11/03/2024	6,6	19/04/2024	18,4	15/08/2024	7,4	18/09/2024	8,9
12/03/2024	5,3	15/07/2024	17,3	16/08/2024	14,8	19/09/2024	8,9
13/03/2024	10,7	16/07/2024	15,3	19/08/2024	6,8	20/09/2024	8
14/03/2024	6,7	17/07/2024	10,7	20/08/2024	8,7	23/09/2024	9,8
15/03/2024	5,7	18/07/2024	7	21/08/2024	9	24/09/2024	8,6
20/03/2024	48	19/07/2024	15,3	22/08/2024	6,1	25/09/2024	9,3
21/03/2024	5,7	22/07/2024	7,1	23/08/2024	9,2	26/09/2024	8,3
22/03/2024	11,6	23/07/2024	7,3	26/08/2024	8,1	27/09/2024	10,5
26/03/2024	-	24/07/2024	8	27/08/2024	5,4	30/09/2024	6,9
27/03/2024	-	25/07/2024	10,9	28/08/2024	4,4	01/10/2024	3,4
01/04/2024	16,2	26/07/2024	22,9	29/08/2024	7,2	02/10/2024	11,1
02/04/2024	6,9	29/07/2024	7,6	30/08/2024	10,7	03/10/2024	19,9
03/04/2024	3,2	30/07/2024	10	02/09/2024	7,9	04/10/2024	38,5
04/04/2024	3,8	31/07/2024	8	03/09/2024	8,4		

Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Gráfico 6 – Percentual de sobra diária de jantar entre 2023.1 e 2024.1



Fonte: Elaborado pelo autor com dados do SIPAC - UFC (2025).

Complementando a observação dos Gráficos 5 e 6, em média, o jantar apresenta maiores índices de sobra em comparação ao almoço, enquanto o almoço registra média de 8,7%, o jantar atinge 11,1%. A mediana reforça esse comportamento, indicando que o desperdício também é maior no jantar (mediana de 9,2%) do que no almoço (mediana de 7%).

No almoço, os valores variaram entre 1,1% (18/04/2024) e 63,9% (11/08/2023), enquanto no jantar oscilaram entre 1,9% (05/03/2024) e 42,2% (15/12/2023). A análise por boxplot indicou a presença de outliers apenas na extremidade superior da distribuição: no almoço, o valor de 63,9% configurou o outlier mais extremo, e no jantar, o valor de 42,2%. Os menores percentuais permaneceram dentro dos limites dos bigodes, não sendo classificados como discrepantes.

5.3 Aplicação das técnicas de previsão

Após a etapa de análise detalhada da série temporal, procedeu-se à seleção e aplicação das técnicas de previsão com o objetivo de identificar os modelos que apresentassem melhor ajuste aos padrões de demanda do Restaurante Universitário.

Considerando que algumas técnicas de previsão, como por exemplo média móvel e média móvel ponderada, precisam de dados imediatamente anteriores para iniciar o cálculo, e que cada semestre tem o início deslocado do final do semestre anterior, utilizar a demanda do final do semestre como referência para o novo período causaria muitos erros de previsão. Além disso, os semestres diferem entre si e podem iniciar em dias diferentes da semana, o que interfere diretamente na sazonalidade observada. Por esse motivo, quando necessário, utilizaram-se as primeiras semanas do próprio semestre analisado como base para iniciar as previsões.

Outra questão relevante foi a exclusão da última semana do semestre de aplicação. Essa decisão deve-se ao fato desse período apresentar comportamento distinto do padrão observado ao longo da série, em razão da redução expressiva do número de discentes presentes no campus. A exclusão mostrou-se necessária, pois a inclusão dessa semana, correspondente ao período de avaliações finais, gerava distorções nas métricas de erro (MAD e MAPE) na maioria das técnicas aplicadas.

As técnicas utilizadas foram média móvel, média móvel ponderada, suavização exponencial simples, suavização exponencial dupla (método de Holt), suavização exponencial tripla (Holt Winters) e Box e Jenkins. A escolha desses métodos ocorreu devido às características identificadas na análise da série temporal, especialmente a presença de

sazonalidade semanal e tendência.

Os métodos mais simples, como média móvel, média móvel ponderada e suavização exponencial simples, foram incluídos como referência comparativa por não incorporarem explicitamente componentes sazonais, tanto que foram realizadas adequações para aplicação dessas técnicas. O método de Holt foi aplicado por permitir a modelagem da tendência, enquanto o método de Holt-Winters, aditivo e multiplicativo, mostrou-se adequado para séries que apresentam simultaneamente tendência e sazonalidade. O modelo Box-Jenkins foi utilizado por sua ampla aplicação na literatura para séries temporais.

5.3.1 Média móvel

A média móvel usa os dados mais recentes da série para gerar a previsão. Nesse estudo inicialmente foi usada uma média móvel de dois períodos, calculada separadamente para cada dia da semana. Assim, a demanda observada em uma segunda-feira correspondia à média das segundas-feiras das duas semanas anteriores, e o mesmo raciocínio foi aplicado aos demais dias. Essa solução também foi aplicada às demais técnicas que não tem a sazonalidade incorporada na equação. Posteriormente a média móvel foi avaliada com três períodos, a fim de verificar se a inclusão de mais um período melhoraria a assertividade da técnica.. Na Tabela 11 apresenta-se a aplicação do modelo de Média Móvel de dois e três períodos.

Tabela 11 – Média móvel de 2 e 3 períodos

Data	Demanda real	Demanda Prevista Média móvel (2)	Demanda Prevista Média móvel (3)
21/10/2024	291		
22/10/2024	340		
23/10/2024	388		
24/10/2024	353		
25/10/2024	324		
28/10/2024	291		
29/10/2024	382		
30/10/2024	417		
31/10/2024	368		
01/11/2024	343		
04/11/2024	342	291	
05/11/2024	373	361	
06/11/2024	364	403	
07/11/2024	359	361	
08/11/2024	346	334	
11/11/2024	378	317	308
12/11/2024	400	378	365
13/11/2024	409	391	390

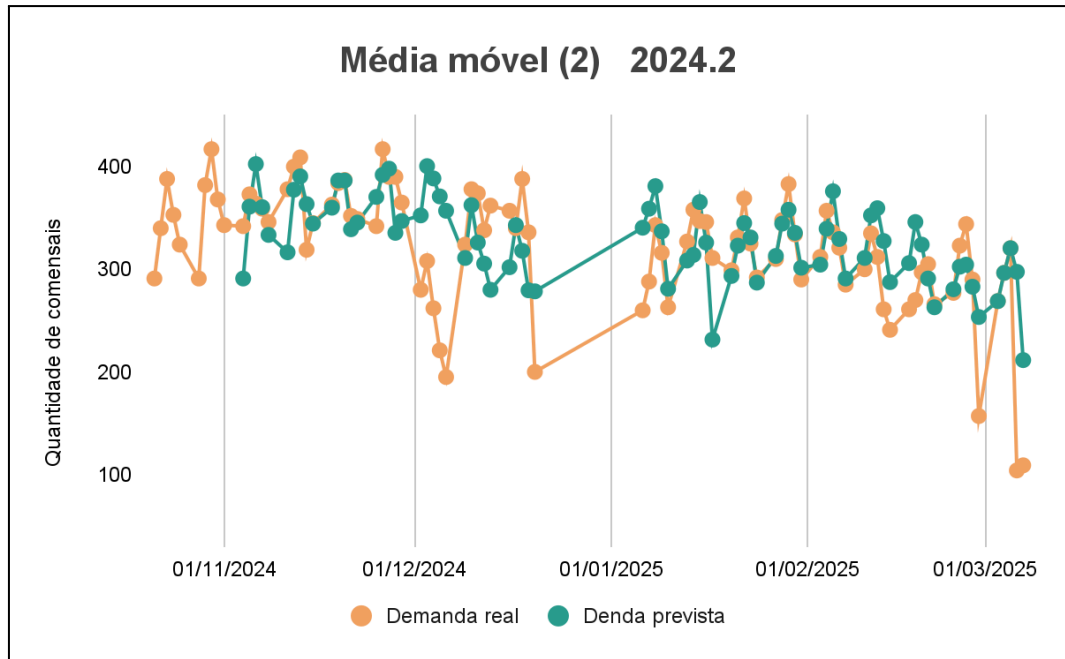
Data	Demanda real	Demanda Prevista Média móvel (2)	Demanda Prevista Média móvel (3)
14/11/2024	319	364	360
15/11/2024	345	345	338
18/11/2024	363	360	337
19/11/2024	384	387	385
20/11/2024	387	387	397
21/11/2024	352	339	349
22/11/2024	349	346	345
25/11/2024	342	371	361
26/11/2024	417	392	386
27/11/2024	390	398	387
28/11/2024	390	336	343
29/11/2024	365	347	347
02/12/2024	280	353	361
03/12/2024	308	401	400
04/12/2024	262	389	395
05/12/2024	221	371	354
06/12/2024	195	357	353
09/12/2024	324	311	328
10/12/2024	378	363	370
11/12/2024	374	326	346
12/12/2024	338	306	321
13/12/2024	362	280	303
16/12/2024	357	302	315
17/12/2024	340	343	368
18/12/2024	388	318	342
19/12/2024	336	280	316
20/12/2024	200	279	307
06/01/2025	260	341	320
07/01/2025	288	359	342
08/01/2025	343	381	341
09/01/2025	316	337	298
10/01/2025	263	281	252
13/01/2025	327	309	314
14/01/2025	358	314	335
15/01/2025	347	366	368
16/01/2025	346	326	330
17/01/2025	311	232	275
20/01/2025	299	294	315
21/01/2025	331	323	329
22/01/2025	369	345	359
23/01/2025	325	331	333
24/01/2025	292	287	258
27/01/2025	310	313	295
28/01/2025	348	345	326
29/01/2025	383	358	353
30/01/2025	334	336	329
31/01/2025	290	302	289
03/02/2025	312	305	312

Data	Demanda real	Demanda Prevista Média móvel (2)	Demanda Prevista Média móvel (3)
04/02/2025	357	340	346
05/02/2025	336	376	366
06/02/2025	321	330	335
07/02/2025	285	291	298
10/02/2025	300	311	307
11/02/2025	335	353	345
12/02/2025	312	360	363
13/02/2025	261	328	327
14/02/2025	241	288	289
17/02/2025	261	306	307
18/02/2025	270	346	347
19/02/2025	297	324	344
20/02/2025	305	291	305
21/02/2025	266	263	272
24/02/2025	277	281	291
25/02/2025	323	303	321
26/02/2025	344	305	315
27/02/2025	290	283	296
28/02/2025	157	254	264
03/03/2025	269	269	279
04/03/2025	297	297	309
05/03/2025	321	321	318
06/03/2025	104	298	285
07/03/2025	109	212	221

Fonte: Autoria própria (2025).

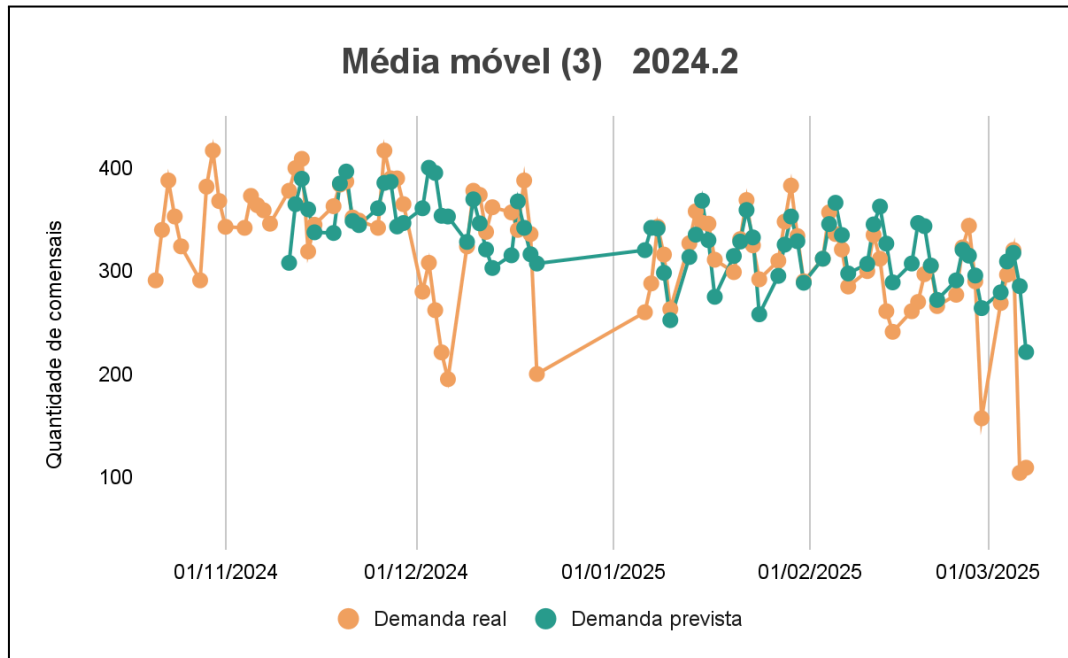
No Gráfico 7 apresenta-se a aplicação do modelo de Média Móvel de dois períodos. Os valores obtidos para as métricas de erro foram MAD = 35,9 e MAPE = 14,9%. No Gráfico 8, apresenta-se a aplicação do modelo de Média Móvel de três períodos. Os valores obtidos para as métricas de erro do modelo de Média Móvel de três períodos foram MAD = 34,6 e MAPE = 14,9%, pouco alterando o que foi observado com dois períodos.

Gráfico 7 – Média móvel de dois períodos



Fonte: Autoria própria (2025).

Gráfico 8 – Média móvel de três períodos



Fonte: Autoria própria (2025).

5.3.2 Média móvel ponderada

Segundo Ragsdale (2021), a técnica de médias móveis ponderadas constitui uma variação da média móvel simples, diferenciando-se por permitir a atribuição de pesos distintos aos valores utilizados no cálculo, de modo que observações mais recentes exercem maior influência na previsão. Na Tabela 12 e observa-se a aplicação do modelo da média móvel ponderada.

Tabela 12 – Média móvel ponderada

Data	Demanda real	Demanda Prevista Média móvel ponderada
21/10/2024	291	
22/10/2024	340	
23/10/2024	388	
24/10/2024	353	
25/10/2024	324	
28/10/2024	291	
29/10/2024	382	
30/10/2024	417	
31/10/2024	368	
01/11/2024	343	
04/11/2024	342	
05/11/2024	373	
06/11/2024	364	
07/11/2024	359	
08/11/2024	346	
11/11/2024	378	317
12/11/2024	400	369
13/11/2024	409	385
14/11/2024	319	361
15/11/2024	345	341
18/11/2024	363	350
19/11/2024	384	388
20/11/2024	387	397
21/11/2024	352	341
22/11/2024	349	345
25/11/2024	342	363
26/11/2024	417	387
27/11/2024	390	389
28/11/2024	390	344
29/11/2024	365	347
02/12/2024	280	356
03/12/2024	308	404
04/12/2024	262	393
05/12/2024	221	364
06/12/2024	195	356

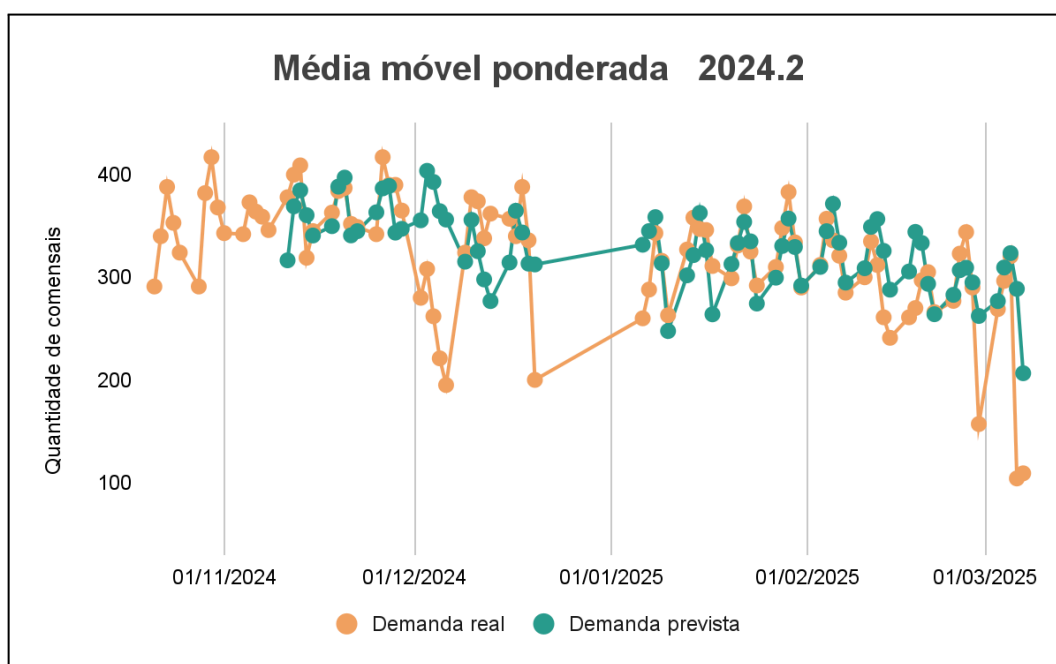
Data	Demanda real	Demanda Prevista Média móvel ponderada
09/12/2024	324	315
10/12/2024	378	356
11/12/2024	374	325
12/12/2024	338	298
13/12/2024	362	277
16/12/2024	357	314
17/12/2024	340	365
18/12/2024	388	344
19/12/2024	336	313
20/12/2024	200	313
06/01/2025	260	332
07/01/2025	288	345
08/01/2025	343	359
09/01/2025	316	314
10/01/2025	263	248
13/01/2025	327	302
14/01/2025	358	322
15/01/2025	347	363
16/01/2025	346	326
17/01/2025	311	264
20/01/2025	299	313
21/01/2025	331	333
22/01/2025	369	354
23/01/2025	325	335
24/01/2025	292	274
27/01/2025	310	300
28/01/2025	348	331
29/01/2025	383	357
30/01/2025	334	330
31/01/2025	290	292
03/02/2025	312	310
04/02/2025	357	345
05/02/2025	336	372
06/02/2025	321	334
07/02/2025	285	295
10/02/2025	300	309
11/02/2025	335	349
12/02/2025	312	357
13/02/2025	261	326
14/02/2025	241	288
17/02/2025	261	306
18/02/2025	270	344
19/02/2025	297	333
20/02/2025	305	294
21/02/2025	266	264
24/02/2025	277	283
25/02/2025	323	307
26/02/2025	344	309

Data	Demanda real	Demanda Prevista Média móvel ponderada
27/02/2025	290	295
28/02/2025	157	262
03/03/2025	269	277
04/03/2025	297	310
05/03/2025	321	324
06/03/2025	104	289
07/03/2025	109	207

Fonte: Autoria própria (2025).

Ao aplicar a média móvel ponderada com $N=3$ e coeficientes de ponderação de 0,2, 0,3 e 0,5. Os valores obtidos para as métricas de erro foram $MAD = 36,0$ e $MAPE = 15,2\%$. O Gráfico 9 possibilita a visualização desses resultados

Gráfico 9 – Média móvel ponderada



Fonte: Autoria própria (2025).

5.3.3 Suavização exponencial simples

Para início das previsões com a suavização exponencial simples, a primeira semana teve a demanda real repetida na coluna de previsão para que fosse usada como base, em seguida a previsão seguiu conforme a fórmula da técnica. A Tabela 13 apresenta a aplicação da técnica de suavização exponencial simples, para essa técnica foi usado o $\alpha=0,40$.

Tabela 13 – Suavização exponencial simples

Data	Demanda real	Demanda Prevista Suavização Exponencial Simples
21/10/2024	291	291
22/10/2024	340	340
23/10/2024	388	388
24/10/2024	353	353
25/10/2024	324	324
28/10/2024	291	291
29/10/2024	382	340
30/10/2024	417	388
31/10/2024	368	353
01/11/2024	343	324
04/11/2024	342	291
05/11/2024	373	357
06/11/2024	364	400
07/11/2024	359	359
08/11/2024	346	332
11/11/2024	378	311
12/11/2024	400	363
13/11/2024	409	385
14/11/2024	319	359
15/11/2024	345	337
18/11/2024	363	338
19/11/2024	384	378
20/11/2024	387	395
21/11/2024	352	343
22/11/2024	349	340
25/11/2024	342	348
26/11/2024	417	380
27/11/2024	390	392
28/11/2024	390	347
29/11/2024	365	344
02/12/2024	280	346
03/12/2024	308	395
04/12/2024	262	391
05/12/2024	221	364
06/12/2024	195	352
09/12/2024	324	319
10/12/2024	378	360

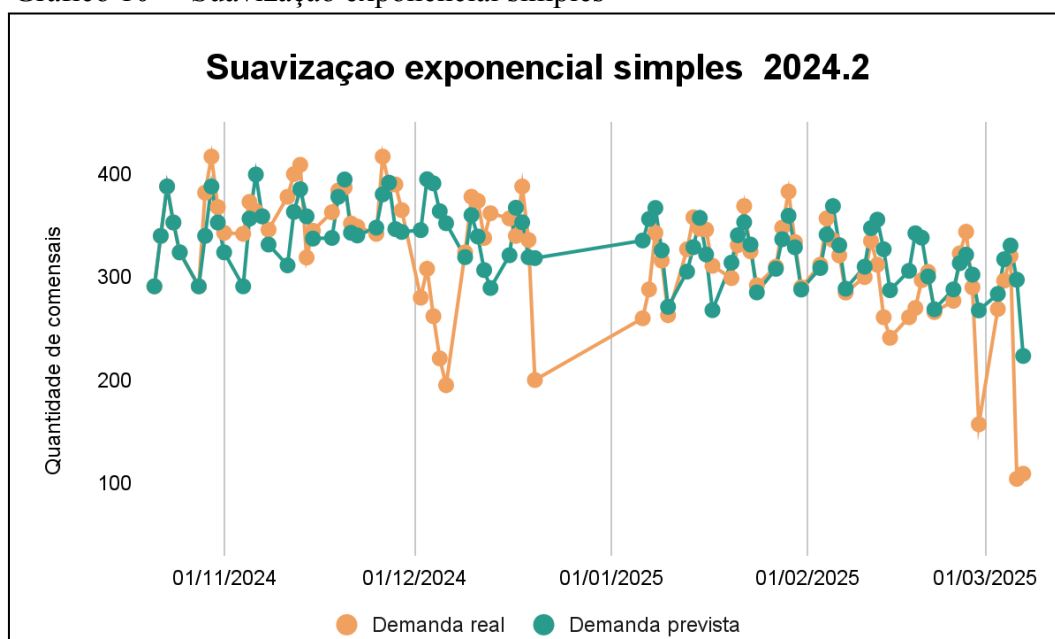
Data	Demanda real	Demanda Prevista Suavização Exponencial Simples
11/12/2024	374	339
12/12/2024	338	307
13/12/2024	362	289
16/12/2024	357	321
17/12/2024	340	367
18/12/2024	388	353
19/12/2024	336	319
20/12/2024	200	318
06/01/2025	260	336
07/01/2025	288	356
08/01/2025	343	367
09/01/2025	316	326
10/01/2025	263	271
13/01/2025	327	305
14/01/2025	358	329
15/01/2025	347	357
16/01/2025	346	322
17/01/2025	311	268
20/01/2025	299	314
21/01/2025	331	341
22/01/2025	369	353
23/01/2025	325	332
24/01/2025	292	285
27/01/2025	310	308
28/01/2025	348	337
29/01/2025	383	360
30/01/2025	334	329
31/01/2025	290	288
03/02/2025	312	309
04/02/2025	357	341
05/02/2025	336	369
06/02/2025	321	331
07/02/2025	285	289
10/02/2025	300	310
11/02/2025	335	348
12/02/2025	312	356
13/02/2025	261	327
14/02/2025	241	287

Data	Demanda real	Demanda Prevista Suavização Exponencial Simples
17/02/2025	261	306
18/02/2025	270	343
19/02/2025	297	338
20/02/2025	305	301
21/02/2025	266	269
24/02/2025	277	288
25/02/2025	323	314
26/02/2025	344	322
27/02/2025	290	302
28/02/2025	157	268
03/03/2025	269	284
04/03/2025	297	317
05/03/2025	321	331
06/03/2025	104	297
07/03/2025	109	223

Fonte: Aatoria própria (2025).

O Gráfico 10 apresenta a aplicação da técnica de suavização exponencial simples. Com essa técnica, foram obtidos $MAD = 33,9$ e $MAPE = 14,2\%$.

Gráfico 10 – Suavização exponencial simples



Fonte: Aatoria própria (2025).

5.3.4 Suavização exponencial de Holt

É importante salientar que para as técnicas de Holt e Holt-Winters, nesta etapa, foram usadas as 10 primeiras semanas do semestre 2024.2 para a implantação da planilha e calibração inicial das técnicas. As 8 semanas seguintes foram usadas para calibração contínua e previsão de 5 dias à frente, conforme a variação sazonal semanal. Essa divisão foi adotada devido à necessidade de garantir que os modelos fossem adequadamente ajustados aos dados antes de sua aplicação, permitindo uma previsão mais confiável. A Tabela 14 apresenta a aplicação da técnica de suavização exponencial de Holt.

Tabela 14 – Suavização exponencial de Holt

Data	Demanda real	Demanda Prevista Suavização exponencial de Holt
21/10/2024	291	291
22/10/2024	340	315
23/10/2024	388	356
24/10/2024	353	369
25/10/2024	324	363
28/10/2024	291	340
29/10/2024	382	365
30/10/2024	417	399
31/10/2024	368	401
01/11/2024	343	387
04/11/2024	342	374
05/11/2024	373	377
06/11/2024	364	375
07/11/2024	359	370
08/11/2024	346	359
11/11/2024	378	367
12/11/2024	400	383
13/11/2024	409	400
14/11/2024	319	369
15/11/2024	345	356
18/11/2024	363	355
19/11/2024	384	365
20/11/2024	387	375
21/11/2024	352	366
22/11/2024	349	357

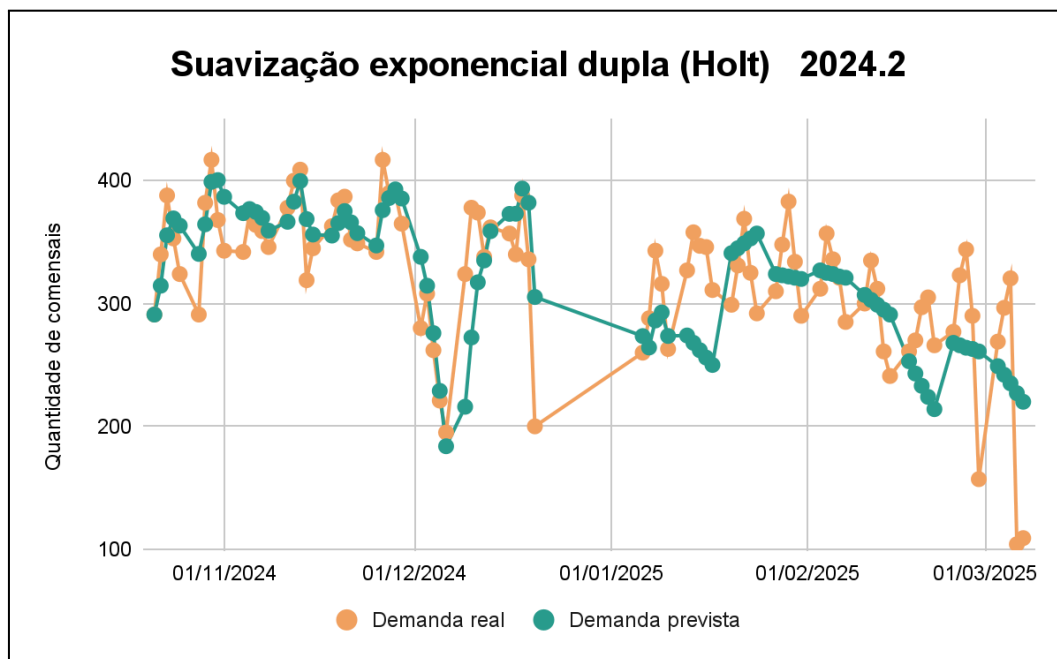
Data	Demanda real	Demanda Prevista Suavização exponencial de Holt
25/11/2024	342	347
26/11/2024	417	376
27/11/2024	390	386
28/11/2024	390	393
29/11/2024	365	386
02/12/2024	280	338
03/12/2024	308	315
04/12/2024	262	276
05/12/2024	221	229
06/12/2024	195	184
09/12/2024	324	216
10/12/2024	378	272
11/12/2024	374	317
12/12/2024	338	335
13/12/2024	362	359
16/12/2024	357	373
17/12/2024	340	373
18/12/2024	388	394
19/12/2024	336	382
20/12/2024	200	305
06/01/2025	260	273
07/01/2025	288	264
08/01/2025	343	286
09/01/2025	316	293
10/01/2025	263	274
13/01/2025	327	274
14/01/2025	358	268
15/01/2025	347	262
16/01/2025	346	256
17/01/2025	311	250
20/01/2025	299	341
21/01/2025	331	345
22/01/2025	369	349
23/01/2025	325	353
24/01/2025	292	357
27/01/2025	310	324
28/01/2025	348	323
29/01/2025	383	322

Data	Demanda real	Demanda Prevista Suavização exponencial de Holt
30/01/2025	334	321
31/01/2025	290	320
03/02/2025	312	327
04/02/2025	357	325
05/02/2025	336	324
06/02/2025	321	322
07/02/2025	285	321
10/02/2025	300	307
11/02/2025	335	303
12/02/2025	312	299
13/02/2025	261	295
14/02/2025	241	291
17/02/2025	261	253
18/02/2025	270	243
19/02/2025	297	233
20/02/2025	305	224
21/02/2025	266	214
24/02/2025	277	268
25/02/2025	323	266
26/02/2025	344	264
27/02/2025	290	263
28/02/2025	157	261
03/03/2025	269	249
04/03/2025	297	242
05/03/2025	321	235
06/03/2025	104	227
07/03/2025	109	220

Fonte: Autoria própria (2025).

O Gráfico 11 mostra a Suavização Exponencial de Holt, em alguns momentos é perceptível uma grande diferença entre os valores, demonstrando dificuldade da técnica em se adequar às oscilações. Os valores para as métricas de erro obtidos entre 13/01 e 07/03 período em que efetivamente houve previsão com o método foram de MAD= 52,0 e MAPE = 26,1%. Os valores definidos para os coeficientes de amortecimento e sazonalidade foram $\alpha= 0,4$, $\beta=0,2$.

Gráfico 11 –Suavização Exponencial de Holt



Fonte: Autoria própria (2025).

5.3.5 Suavização exponencial de Holt-Winters

A Suavização Exponencial Tripla (Holt-Winters) age em séries onde existem tendência e sazonalidade. Os valores definidos para os coeficientes de amortecimento e sazonalidade foram $\alpha=0,96$, $\beta=0,07$ e $\gamma=0,70$. Os ciclos sazonais foram divididos semanalmente em 5 dias.

Tabela 15 – Holt-Winters aditivo e multiplicativo

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
21/10/2024	291		
22/10/2024	340		
23/10/2024	388		
24/10/2024	353		
25/10/2024	324		
28/10/2024	291	291	291
29/10/2024	382	383	383
30/10/2024	417	419	420
31/10/2024	368	369	369
01/11/2024	343	344	344
04/11/2024	342	344	344
05/11/2024	373	375	376
06/11/2024	364	364	364

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
07/11/2024	359	358	358
08/11/2024	346	346	346
11/11/2024	378	381	381
12/11/2024	400	404	405
13/11/2024	409	411	411
14/11/2024	319	318	318
15/11/2024	345	343	343
18/11/2024	363	365	365
19/11/2024	384	387	387
20/11/2024	387	388	388
21/11/2024	352	351	351
22/11/2024	349	348	348
25/11/2024	342	343	343
26/11/2024	417	420	420
27/11/2024	390	392	392
28/11/2024	390	390	390
29/11/2024	365	366	366
02/12/2024	280	279	279
03/12/2024	308	305	305
04/12/2024	262	256	256
05/12/2024	221	211	212
06/12/2024	195	185	186
09/12/2024	324	319	320
10/12/2024	378	381	381
11/12/2024	374	376	376
12/12/2024	338	338	338
13/12/2024	362	363	363
16/12/2024	357	360	360
17/12/2024	340	342	343
18/12/2024	388	388	388
19/12/2024	336	336	336
20/12/2024	200	196	196
06/01/2025	260	254	254
07/01/2025	288	285	285
08/01/2025	343	341	341
09/01/2025	316	314	315
10/01/2025	263	261	261
13/01/2025	327	238	243
14/01/2025	358	270	269
15/01/2025	347	308	297
16/01/2025	346	277	273

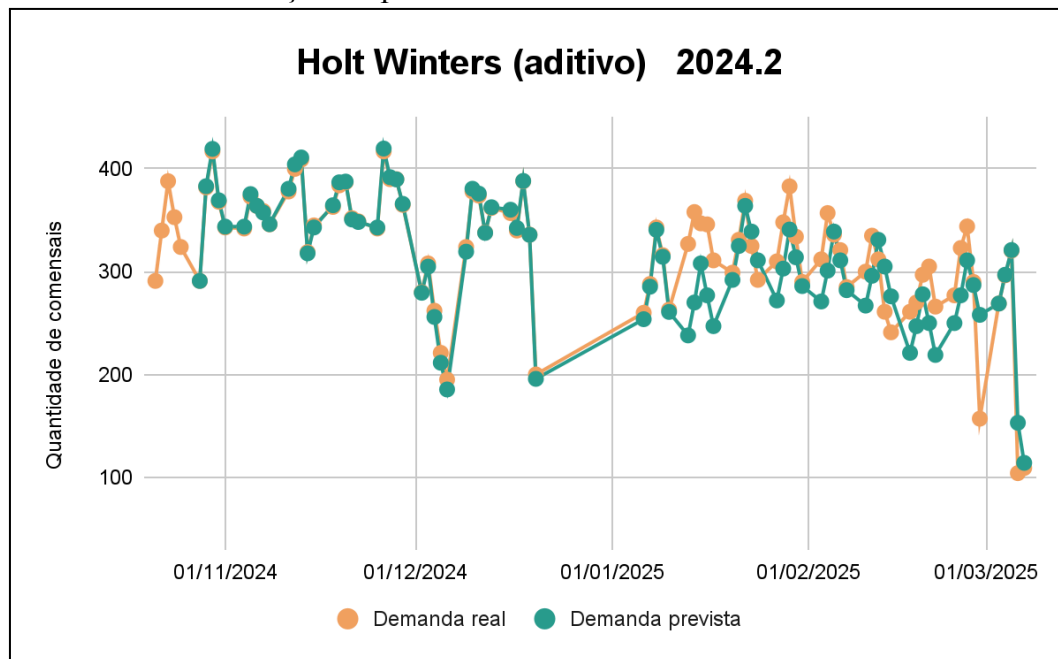
Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
17/01/2025	311	247	248
20/01/2025	299	292	293
21/01/2025	331	325	326
22/01/2025	369	364	363
23/01/2025	325	339	340
24/01/2025	292	311	311
27/01/2025	310	272	274
28/01/2025	348	303	303
29/01/2025	383	341	336
30/01/2025	334	314	313
31/01/2025	290	286	286
03/02/2025	312	271	274
04/02/2025	357	301	301
05/02/2025	336	339	334
06/02/2025	321	311	310
07/02/2025	285	282	283
10/02/2025	300	267	270
11/02/2025	335	296	296
12/02/2025	312	331	325
13/02/2025	261	305	303
14/02/2025	241	276	276
17/02/2025	261	221	226
18/02/2025	270	247	244
19/02/2025	297	278	264
20/02/2025	305	250	243
21/02/2025	266	219	219
24/02/2025	277	250	254
25/02/2025	323	277	276
26/02/2025	344	311	302
27/02/2025	290	287	283
28/02/2025	157	258	258
03/03/2025	269	269	269
04/03/2025	297	297	297
05/03/2025	321	321	321
06/03/2025	104	153	137
07/03/2025	109	114	115

Fonte: Autoria própria (2025).

Os valores obtidos para as métricas de erro na técnica aditiva e multiplicativa foram MAD = 32 para ambas e MAPE: 11,9 para a aditiva e 11,7 para a multiplicativa. O Gráfico 12

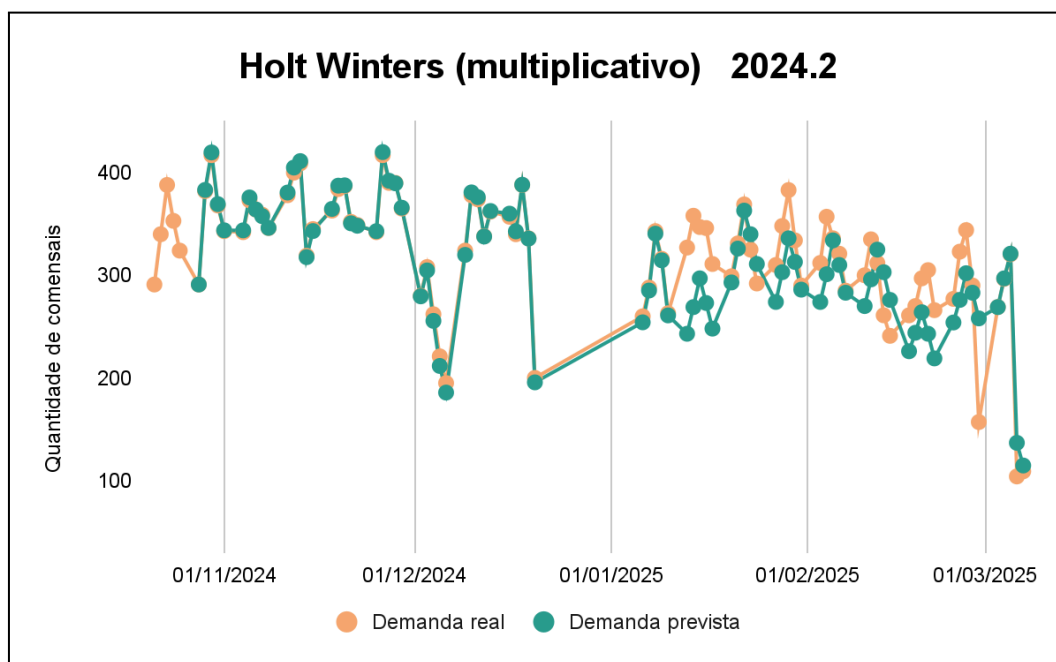
mostra os resultados encontrados para a técnica aditiva e o Gráfico 13 para a técnica multiplicativa.

Gráfico 12 – Suavização Exponencial de Holt-Winters aditivo



Fonte: Autoria própria (2025).

Gráfico 13 – Suavização Exponencial de Holt Winters multiplicativo



Fonte: Autoria própria (2025).

5.3.6 Box e Jenkins

No método de Box e Jenkins, assim como os anteriores, foram usadas as 10 primeiras semanas do semestre 2024.2 foram usadas para treino e as 8 semanas seguintes foram usadas para teste e previsão de 5 dias à frente. O método foi executado com o auxílio do *software* R Studio, em virtude de sua complexidade. Para construção do modelo, usou-se a função *auto.arima()* do pacote *forecast*, com parâmetro *seasonal = TRUE* de modo que o algoritmo considerasse automaticamente possíveis componentes sazonais, isto é, pudesse identificar um modelo SARIMA caso houvesse sazonalidade detectável.

O modelo então retornou ARIMA (2,0,0)(2,0,0)[5]. Embora tenha identificado certa correlação sazonal, essa não foi suficiente para capturar adequadamente os picos e quedas observados na série, resultando em uma previsão que se manteve próxima à média de 244 refeições. Foi então estimado um novo modelo que retornou ARIMA((2,1,1))(1,1,1)[5], apresentando graficamente padrão sazonal, conforme pode ser visto no gráfico 10. Os valores obtidos para as métricas de erro foram MAD = 117 e MAPE = 39,0%.

Pode-se verificar que a técnica de previsão gerou alto nível para MAPE, apresentando desempenho insatisfatório. Um MAPE tão elevado evidencia a baixa capacidade do modelo em capturar a variabilidade real da série. Resultados semelhantes foram relatados por Da Cruz (2016), que ao realizar previsões de demanda para um restaurante, também enfrentou dificuldades na modelagem devido à elevada instabilidade e sensibilidade da demanda a fatores externos e comportamentos atípicos.

Tabela 16 – Box e Jenkins

Data	Demanda real	Demanda Prevista SARIMA
21/10/2024	291	
22/10/2024	340	
23/10/2024	388	
24/10/2024	353	
25/10/2024	324	
28/10/2024	291	
29/10/2024	382	
30/10/2024	417	
31/10/2024	368	
01/11/2024	343	
04/11/2024	342	

Data	Demanda real	Demanda Prevista SARIMA
05/11/2024	373	
06/11/2024	364	
07/11/2024	359	
08/11/2024	346	
11/11/2024	378	
12/11/2024	400	
13/11/2024	409	
14/11/2024	319	
15/11/2024	345	
18/11/2024	363	
19/11/2024	384	
20/11/2024	387	
21/11/2024	352	
22/11/2024	349	
25/11/2024	342	
26/11/2024	417	
27/11/2024	390	
28/11/2024	390	
29/11/2024	365	
02/12/2024	280	
03/12/2024	308	
04/12/2024	262	
05/12/2024	221	
06/12/2024	195	
09/12/2024	324	
10/12/2024	378	
11/12/2024	374	
12/12/2024	338	
13/12/2024	362	
16/12/2024	357	
17/12/2024	340	
18/12/2024	388	
19/12/2024	336	
20/12/2024	200	
06/01/2025	260	
07/01/2025	288	
08/01/2025	343	

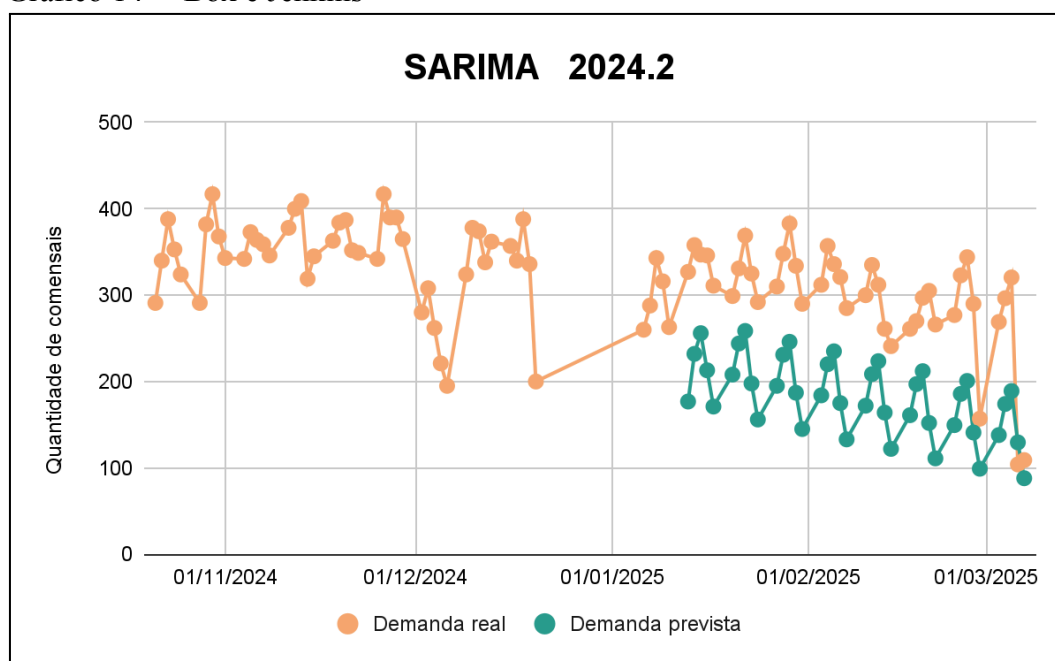
Data	Demanda real	Demanda Prevista SARIMA
09/01/2025	316	
10/01/2025	263	
13/01/2025	327	177
14/01/2025	358	232
15/01/2025	347	256
16/01/2025	346	213
17/01/2025	311	171
20/01/2025	299	208
21/01/2025	331	244
22/01/2025	369	259
23/01/2025	325	198
24/01/2025	292	156
27/01/2025	310	195
28/01/2025	348	231
29/01/2025	383	246
30/01/2025	334	187
31/01/2025	290	145
03/02/2025	312	184
04/02/2025	357	220
05/02/2025	336	235
06/02/2025	321	175
07/02/2025	285	133
10/02/2025	300	172
11/02/2025	335	209
12/02/2025	312	224
13/02/2025	261	164
14/02/2025	241	122
17/02/2025	261	161
18/02/2025	270	197
19/02/2025	297	212
20/02/2025	305	152
21/02/2025	266	111
24/02/2025	277	150
25/02/2025	323	186
26/02/2025	344	201
27/02/2025	290	141
28/02/2025	157	99

Data	Demanda real	Demanda Prevista SARIMA
03/03/2025	269	138
04/03/2025	297	174
05/03/2025	321	189
06/03/2025	104	129
07/03/2025	109	88

Fonte: Autoria própria (2025).

O Gráfico 14 mostra os resultados encontrados para a técnica Box e Jenkins.

Gráfico 14 – Box e Jenkins



Fonte: Autoria própria (2025).

Considerando que o produto técnico deste trabalho tem como objetivo possibilitar a aplicação prática pelos gestores de RUs, optou-se por não realizar um refinamento adicional do modelo, visto que sua complexidade operacional poderia dificultar sua adoção no contexto institucional.

5.3.7 Comparação entre as técnicas

Para escolha das técnicas foram comparados os valores encontrados para MAD e MAPE. Os que apresentaram os menores valores foram os mais indicados para este tipo de demanda.

Tabela 17 - Comparação dos métodos de previsão

Métodos	MAD	MAPE
Média móvel (2)	35,9	14,9%
Média móvel (3)	34,6	14,9%
Média móvel ponderada	36,0	15,2%
Suavização exponencial simples	33,9	14,2%
Suavização exponencial de Holt	42,2	19,0%
Holt Winter aditivo	32	11,9%
Holt Winter multiplicativo	32	11,7%
Box e Jenkins	117,2	39,0%

Fonte: Autoria própria (2025).

A partir do resultado observado na Tabela 17, as técnicas que mais apresentaram proximidade com os dados reais foram Holt Winters aditivo e multiplicativo, por esse motivo foram implementados também na série do jantar para verificar a aderência para os dois tipos de refeição.

5.3.8 Aplicação Holt Winters aditivo jantar e multiplicativo no jantar

Os valores definidos para os coeficientes de amortecimento e sazonalidade foram os mesmos usados no almoço $\alpha= 0,96$, $\beta=0,07$ e $\gamma= 0,70$. A Tabela 18 traz os resultados da aplicação, o Gráfico 15 mostra os resultados encontrados para a técnica aditiva e o Gráfico 16 mostra o resultado para a técnica multiplicativa. Os valores obtidos para as métricas de erro na técnica aditiva foram MAD = 26,9 e MAPE = 14,3% e MAD = 23,3 e MAPE = 12% para a técnica multiplicativa. Apontando novamente a proximidade entre técnica e a demanda, agora na refeição jantar.

Tabela 18 – Holt Winters aditivo e multiplicativo jantar

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
21/10/2024	239		
22/10/2024	256		
23/10/2024	325		

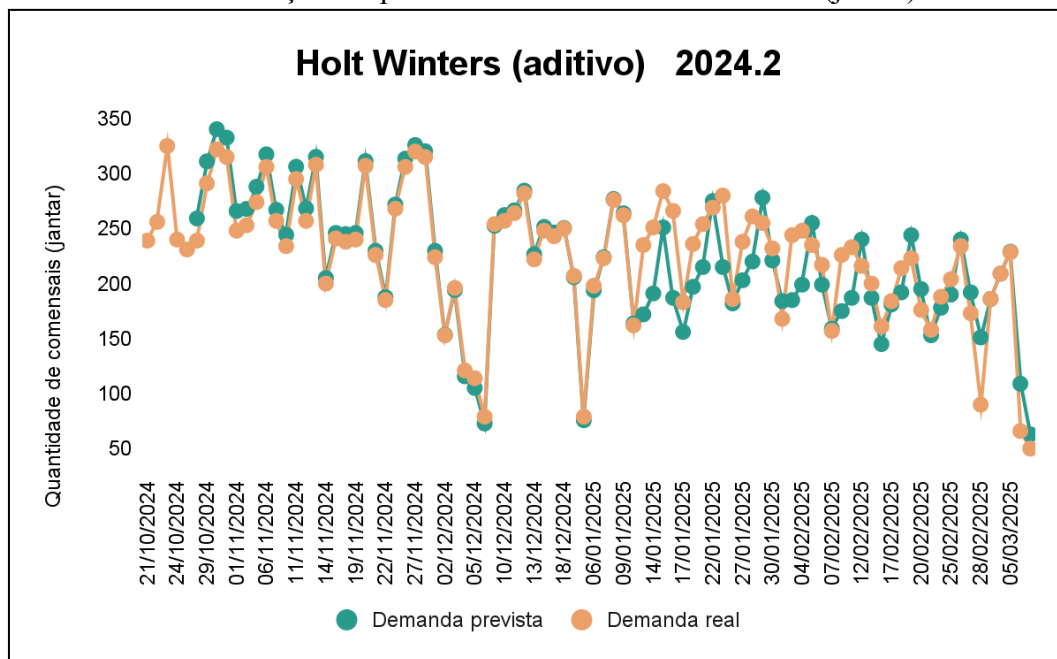
Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
24/10/2024	240		
25/10/2024	231		
28/10/2024	239	259	239
29/10/2024	291	311	292
30/10/2024	322	340	324
31/10/2024	315	333	317
01/11/2024	248	266	251
04/11/2024	253	268	254
05/11/2024	274	288	275
06/11/2024	306	317	306
07/11/2024	257	267	256
08/11/2024	234	244	234
11/11/2024	295	306	296
12/11/2024	257	268	259
13/11/2024	308	315	307
14/11/2024	200	205	198
15/11/2024	241	246	239
18/11/2024	238	245	238
19/11/2024	240	246	239
20/11/2024	307	311	305
21/11/2024	226	230	225
22/11/2024	185	188	183
25/11/2024	268	272	267
26/11/2024	306	313	309
27/11/2024	320	326	323
28/11/2024	315	320	317
29/11/2024	224	230	226
02/12/2024	153	153	150
03/12/2024	196	194	190
04/12/2024	121	116	112
05/12/2024	114	105	105
06/12/2024	79	73	71
09/12/2024	254	253	250
10/12/2024	257	262	260
11/12/2024	264	267	265
12/12/2024	282	284	283
13/12/2024	222	227	225
16/12/2024	248	251	250
17/12/2024	243	246	244
18/12/2024	250	250	249
19/12/2024	207	206	205
20/12/2024	79	76	75

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
06/01/2025	198	194	192
07/01/2025	223	224	222
08/01/2025	276	277	276
09/01/2025	262	264	264
10/01/2025	162	164	163
13/01/2025	235	172	186
14/01/2025	251	191	191
15/01/2025	284	251	227
16/01/2025	266	187	180
17/01/2025	183	156	154
20/01/2025	236	197	214
21/01/2025	254	215	220
22/01/2025	269	275	264
23/01/2025	280	215	212
24/01/2025	186	182	181
27/01/2025	238	203	220
28/01/2025	261	220	227
29/01/2025	255	278	270
30/01/2025	232	221	219
31/01/2025	168	184	184
03/02/2025	244	185	198
04/02/2025	248	199	202
05/02/2025	235	255	237
06/02/2025	217	199	193
07/02/2025	157	159	160
10/02/2025	226	175	186
11/02/2025	233	187	188
12/02/2025	216	240	218
13/02/2025	200	187	179
14/02/2025	161	145	146
17/02/2025	184	181	193
18/02/2025	214	192	195
19/02/2025	223	244	225
20/02/2025	176	195	187
21/02/2025	158	153	153
24/02/2025	188	178	188
25/02/2025	204	190	192
26/02/2025	234	240	220
27/02/2025	173	192	184
28/02/2025	90	151	152
03/03/2025	186	186	186
04/03/2025	209	209	209

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
05/03/2025	229	229	229
06/03/2025	66	109	84
07/03/2025	50	63	64

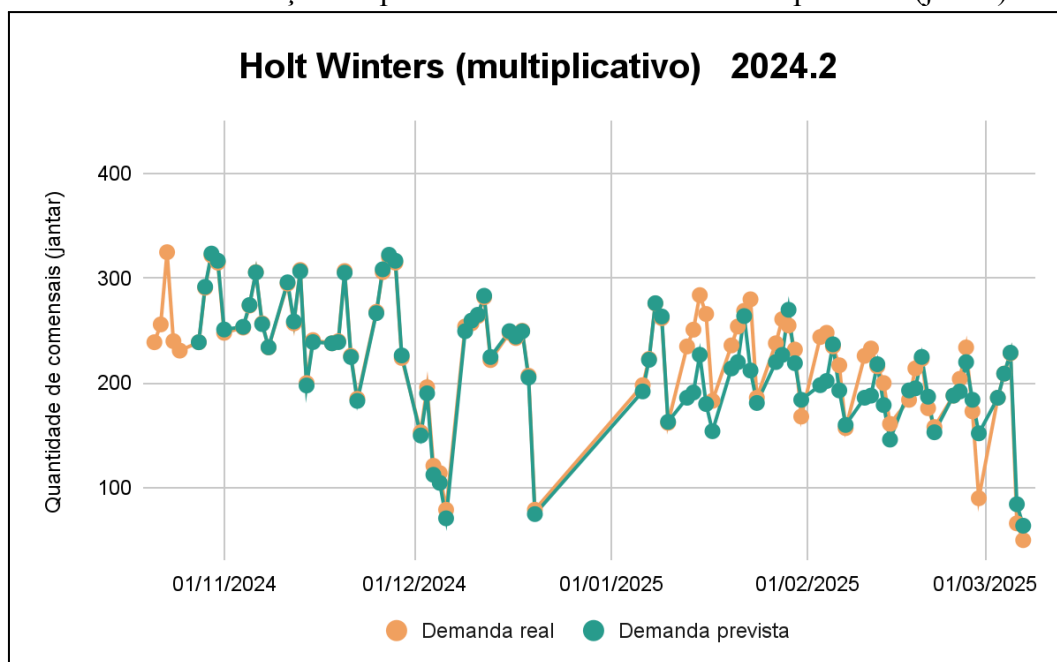
Fonte: Autoria própria (2025).

Gráfico 15 – Suavização Exponencial de Holt-Winters aditivo (jantar)



Fonte: Autoria própria (2025).

Gráfico 16 – Suavização Exponencial de Holt-Winters multiplicativo (jantar)



Fonte: Autoria própria (2025).

5.3.9 Teste

Após definidas quais técnicas apresentavam maior proximidade com a demanda, iniciou-se o teste de Holt Winters aditivo e multiplicativo para almoço e jantar. Os testes foram realizados utilizando os dados de demanda do semestre 2025.1. Inicialmente, optou-se por desconsiderar a primeira semana do semestre, uma vez que esta apresentou comportamento atípico, com demanda substancialmente inferior às semanas subsequentes. Em seguida, adotou-se a segunda semana do semestre como base para a definição dos fatores sazonais iniciais, considerando uma sazonalidade de cinco dias, correspondente aos dias de funcionamento do restaurante.

Conforme explica Ragsdale (2021), à medida que a previsão se estende para períodos mais distantes no futuro, a confiança na acurácia tende a diminuir, uma vez que não há garantia de que os padrões históricos utilizados pelo modelo permanecerão inalterados. Com base nesse entendimento, as previsões foram realizadas em blocos de cinco dias, repetindo o processo gradativamente até o final do semestre. Essa estratégia visou aumentar a confiabilidade das estimativas.

Os valores definidos para os coeficientes de amortecimento e sazonalidade foram os mesmos usados na etapa anterior $\alpha=0,96$, $\beta=0,07$ e $\gamma=0,70$. A Tabela 19 e o Gráfico Gráfico 17 mostram os resultados encontrados para aplicação das duas técnicas na refeição almoço. Os valores obtidos para as métricas de erro na técnica aditiva foram $MAD = 24$ e $MAPE = 6,6\%$ e para a técnica multiplicativa $MAD = 27$ e $MAPE = 7,3\%$, resultando na definição da aplicação da técnica aditiva. Também foram ajustados os dados nos dias em que teve ponto facultativo, feriado, recesso escolar ou vésperas dessas datas através da média simples, conforme explicado anteriormente.

Tabela 19 – Teste Holt Winters aditivo e multiplicativo (almoço)

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
31/03/2025	309		
01/04/2025	290		
02/04/2025	162		
03/04/2025	123		
04/04/2025	107		
07/04/2025	365		

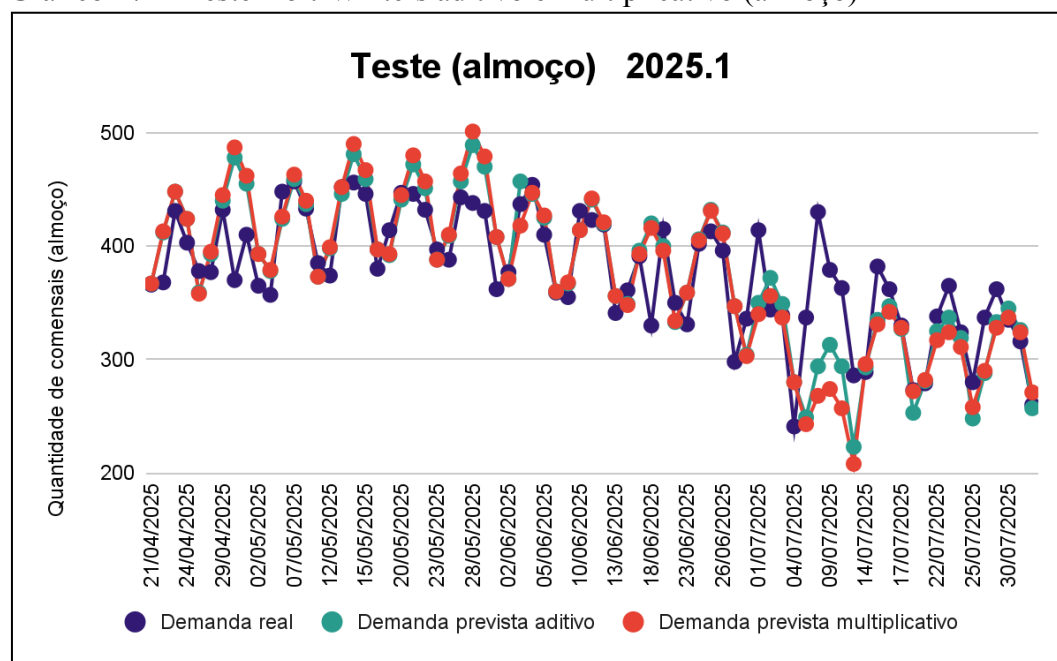
Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
08/04/2025	409		
09/04/2025	445		
10/04/2025	416		
11/04/2025	351		
14/04/2025	367		
15/04/2025	428		
16/04/2025	391		
17/04/2025	416		
18/04/2025	351		
21/04/2025	366	367	367
22/04/2025	368	412	413
23/04/2025	431	448	448
24/04/2025	403	424	424
25/04/2025	378	359	358
28/04/2025	377	393	395
29/04/2025	432	440	445
30/04/2025	370	478	487
01/05/2025	410	455	462
02/05/2025	365	393	393
05/05/2025	357	378	379
06/05/2025	448	424	426
07/05/2025	457	459	463
08/05/2025	433	437	440
09/05/2025	385	373	373
12/05/2025	374	398	399
13/05/2025	452	446	452
14/05/2025	456	481	490
15/05/2025	446	459	467
16/05/2025	380	397	397
19/05/2025	414	392	393
20/05/2025	447	441	445
21/05/2025	446	472	480
22/05/2025	432	451	457
23/05/2025	397	388	388
26/05/2025	388	409	410
27/05/2025	443	457	464

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
28/05/2025	438	489	501
29/05/2025	431	470	479
30/05/2025	362	408	408
02/06/2025	377	371	371
03/06/2025	437	457	418
04/06/2025	454	446	447
05/06/2025	410	425	427
06/06/2025	359	360	360
09/06/2025	355	367	368
10/06/2025	431	414	414
11/06/2025	423	441	442
12/06/2025	419	420	421
13/06/2025	341	356	356
16/06/2025	361	349	348
17/06/2025	391	396	393
18/06/2025	330	420	416
19/06/2025	415	400	396
20/06/2025	350	333	334
23/06/2025	331	359	359
24/06/2025	402	406	405
25/06/2025	413	432	431
26/06/2025	396	412	411
27/06/2025	298	347	347
30/06/2025	336	304	303
01/07/2025	414	350	340
02/07/2025	344	372	356
03/07/2025	339	349	337
04/07/2025	241	280	280
07/07/2025	337	249	243
08/07/2025	430	294	268
09/07/2025	379	313	274
10/07/2025	363	294	257
11/07/2025	286	223	208
14/07/2025	289	293	296
15/07/2025	382	335	331
16/07/2025	362	347	342

Data	Demanda real	Demanda Prevista Holt Winters aditivo	Demanda Prevista Holt Winters multiplicativo
17/07/2025	330	327	328
18/07/2025	273	253	272
21/07/2025	279	281	282
22/07/2025	338	325	317
23/07/2025	365	337	324
24/07/2025	324	319	311
25/07/2025	280	248	258
28/07/2025	337	288	290
29/07/2025	362	333	328
30/07/2025	335	345	337
31/07/2025	316	326	324
01/08/2025	260	257	271

Fonte: Aatoria própria (2025).

Gráfico 17 – Teste Holt-Winters aditivo e multiplicativo (almoço)



Fonte: Aatoria própria (2025).

A tabela 20 e o Gráfico 18 mostram os resultados encontrados para as duas técnicas na refeição jantar. Os valores obtidos para as métricas de erro na técnica aditiva foram $MAD = 34$ e $MAPE = 13,3\%$ e para a técnica multiplicativa $MAD = 40$ e $MAPE = 15,6\%$, resultando na definição da aplicação da técnica aditiva.

Tabela 20 – Teste Holt-Winters aditivo e multiplicativo (jantar)

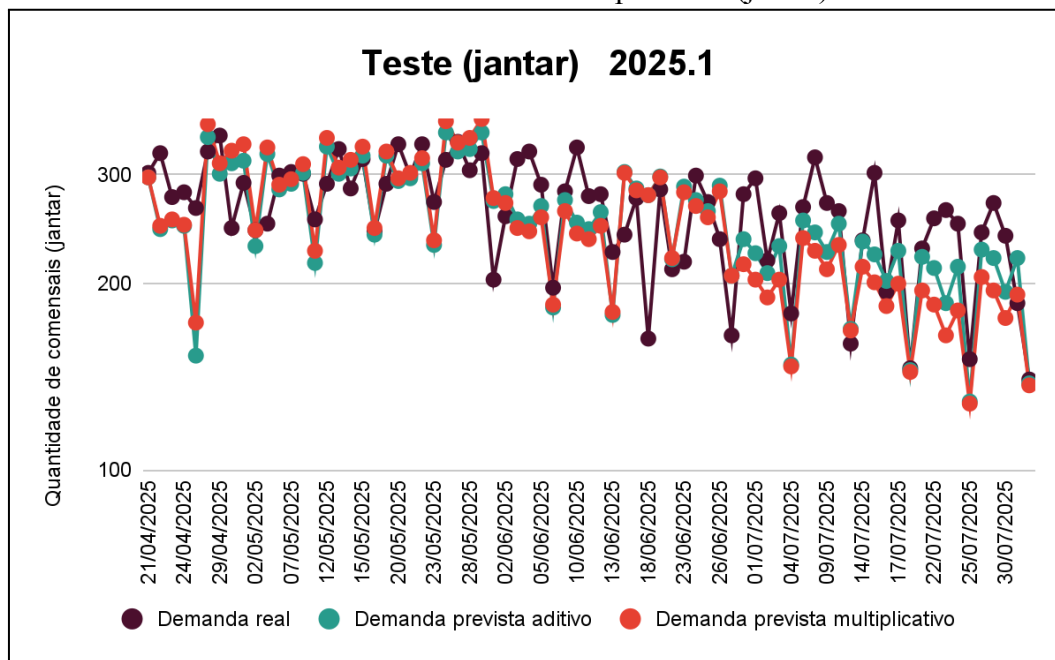
Data	Demanda real	Holt Winters aditivo	Holt Winters multiplicativo
31/03/2025	151		
01/04/2025	168		
02/04/2025	115		
03/04/2025	97		
04/04/2025	66		
07/04/2025	312		
08/04/2025	270		
09/04/2025	299		
10/04/2025	301		
11/04/2025	222		
14/04/2025	292		
15/04/2025	338		
16/04/2025	216		
17/04/2025	301		
18/04/2025	222		
21/04/2025	302	297	297
22/04/2025	325	245	248
23/04/2025	276	253	254
24/04/2025	281	248	249
25/04/2025	265	153	173
28/04/2025	327	345	362
29/04/2025	347	301	313
30/04/2025	246	313	328
01/05/2025	291	316	336
02/05/2025	244	230	244
05/05/2025	250	324	332
06/05/2025	299	284	289
07/05/2025	303	290	295
08/05/2025	301	302	312
09/05/2025	254	216	226
12/05/2025	290	333	344
13/05/2025	330	301	308
14/05/2025	285	307	317
15/05/2025	318	322	333
16/05/2025	243	240	246
19/05/2025	290	322	327
20/05/2025	336	293	296

Data	Demanda real	Holt Winters aditivo	Holt Winters multiplicativo
21/05/2025	299	296	302
22/05/2025	336	313	319
23/05/2025	271	231	235
26/05/2025	317	351	366
27/05/2025	339	327	338
28/05/2025	305	330	344
29/05/2025	325	351	369
30/05/2025	203	272	275
02/06/2025	257	279	270
03/06/2025	318	254	246
04/06/2025	327	250	243
05/06/2025	289	267	256
06/06/2025	197	183	185
09/06/2025	282	273	262
10/06/2025	332	251	241
11/06/2025	277	245	236
12/06/2025	279	261	248
13/06/2025	225	178	180
16/06/2025	240	303	302
17/06/2025	275	285	283
18/06/2025	163	278	278
19/06/2025	284	298	297
20/06/2025	211	219	220
23/06/2025	217	287	281
24/06/2025	299	273	267
25/06/2025	271	262	256
26/06/2025	236	288	282
27/06/2025	165	206	206
30/06/2025	279	236	215
01/07/2025	296	224	203
02/07/2025	218	208	190
03/07/2025	260	230	203
04/07/2025	179	148	147
07/07/2025	266	253	237
08/07/2025	320	242	226
09/07/2025	270	225	211
10/07/2025	262	250	231
11/07/2025	160	169	168

Data	Demanda real	Holt Winters aditivo	Holt Winters multiplicativo
14/07/2025	235	234	213
15/07/2025	302	223	201
16/07/2025	194	202	184
17/07/2025	253	226	200
18/07/2025	146	145	144
21/07/2025	228	221	195
22/07/2025	255	212	185
23/07/2025	263	186	165
24/07/2025	250	213	181
25/07/2025	151	129	128
28/07/2025	242	227	205
29/07/2025	270	220	195
30/07/2025	239	194	176
31/07/2025	186	220	192
01/08/2025	140	138	137

Fonte: Autoria própria (2025).

Gráfico 18 – Teste Holt Winters aditivo e multiplicativo (jantar)



Fonte: Autoria própria (2025).

Porém fez-se necessário maior atenção com a refeição jantar, devido ao alto MAPE apresentado. Os valores encontrados nesse momento alertaram para a necessidade de constante avaliação e ajuste do modelo.

Conforme proposto por Da Cruz (2016), a análise sistemática das métricas de erro ao longo do tempo é essencial. Caso os índices apresentem aumento progressivo ou oscilações significativas, recomenda-se a reavaliação e, se necessário, a substituição do modelo de previsão, de modo a preservar a confiabilidade das estimativas.

5.4 Aplicação das previsões de demanda no semestre 2025.2

Assim como na etapa de testes, desconsiderou-se a primeira semana do semestre, devido ao seu comportamento atípico, caracterizado por demanda significativamente inferior aos demais períodos. Em seguida, utilizou-se a segunda semana como base para a definição dos fatores sazonais iniciais para a técnica Holt Winters aditivo, considerando uma sazonalidade de cinco dias, correspondente aos dias de funcionamento do restaurante.

Na sequência, realizou-se um teste complementar na terceira semana do semestre, para ajustar especificamente os coeficientes de amortecimento e sazonalidade aplicados ao jantar, resultando nos valores $\alpha = 0,40$, $\beta = 0,15$ e $\gamma = 0,45$. Com esses parâmetros definidos, a aplicação efetiva das previsões iniciou-se na quarta semana do semestre, já com o modelo calibrado.

As previsões de demanda foram aplicadas nos horários de almoço e jantar durante 31 dias úteis, totalizando 7 semanas, distribuídas entre os meses de setembro, outubro e novembro de 2025. A cada semana, sempre às sextas-feiras, após o encerramento das refeições, as previsões para a semana seguinte eram enviadas por e-mail à gestora do RU, para que fossem utilizadas no planejamento da produção. A opção pela sexta-feira justificava-se pelo fato de marcar o fim do ciclo semanal do restaurante, permitindo que a previsão fosse elaborada com todos os dados atualizados e aplicada na semana subsequente, favorecendo maior precisão no dimensionamento das refeições.

Ao receber a previsão semanal, a gestora informava fatos não incluídos na base de dados, previstos para a semana seguinte que pudessem impactar a demanda, como viagens de campo de turmas numerosas ou atividades que pudessem aumentar o fluxo de comensais, como dias festivos, visando antecipar possíveis variações na demanda. Esses ajustes poderiam ser realizados diretamente pela gestora, que registrava em documento (APÊNDICE A) tanto a modificação quanto sua justificativa, ou pela própria pesquisadora, que já enviava as previsões ajustadas de acordo com as informações repassadas, garantindo que o planejamento refletisse com maior precisão as condições reais de funcionamento do restaurante.

Segue na Tabela 21 o resultado da aplicação da previsão de demanda, apresentando para cada dia os valores de previsão, previsão ajustada, demanda observada, erros associados (simples e com ajuste), MAPE correspondente e o percentual de sobra para a refeição almoço.

Cabe salientar que a previsão com ajuste foi a efetivamente aplicada no restaurante; portanto, o índice de sobra apresentado na tabela refere-se exclusivamente a essa previsão ajustada. Já a previsão sem ajuste, bem como seus respectivos erros, foi incluída para fins de comparação e análise do desempenho dos modelos, permitindo avaliar se houve ganho proporcionado pelos ajustes realizados.

Tabela 21 – Previsão de demanda, ajustes realizados, demanda observada, indicadores de erro e sobras da refeição almoço

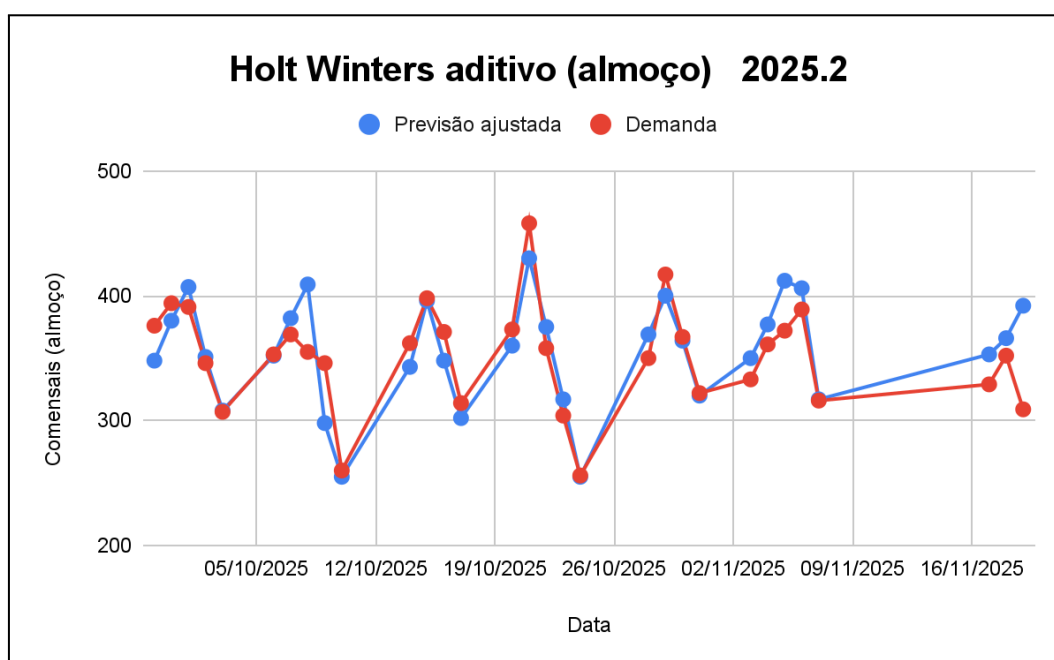
Almoço								
Data	Previsão	Previsão + ajuste	Demanda	Erro (previsão)	Erro (previsão+ ajuste)	MAPE (previsão)	MAPE (prev. + ajuste)	Sobra (%)
29/09/2025	348	348	376	28	28	0,07	0,07	5
30/09/2025	380	380	394	14	14	0,04	0,04	4,1
01/10/2025	407	407	391	16	16	0,04	0,04	3
02/10/2025	351	351	346	5	5	0,01	0,01	4,1
03/10/2025	308	308	307	1	1	0,00	0,00	9,8
06/10/2025	352	352	353	1	1	0,00	0,00	3
07/10/2025	382	382	369	13	13	0,04	0,04	3
08/10/2025	409	409	355	54	54	0,15	0,15	8,1
09/10/2025	355	298	346	9	48	0,03	0,14	4,2
10/10/2025	310	255	260	50	5	0,19	0,02	8,1
14/10/2025	343	343	362	19	19	0,05	0,05	8,8
15/10/2025	396	396	398	2	2	0,01	0,01	4,8
16/10/2025	348	348	371	23	23	0,06	0,06	3,5
17/10/2025	302	302	314	12	12	0,04	0,04	9
20/10/2025	360	360	373	13	13	0,03	0,03	4,6
21/10/2025	389	430	458	69	28	0,15	0,06	0,6
22/10/2025	417	375	358	59	17	0,16	0,05	4,9
23/10/2025	364	317	304	60	13	0,20	0,04	7,5
24/10/2025	320	255	256	64	1	0,25	0,00	3,7
28/10/2025	389	369	350	39	19	0,11	0,05	4,8
29/10/2025	415	400	417	2	17	0,00	0,04	1,9
30/10/2025	364	364	367	3	3	0,01	0,01	8,8
31/10/2025	320	320	322	2	2	0,01	0,01	2,1

Almoço								
Data	Previsão	Previsão + ajuste	Demanda	Erro (previsão)	Erro (previsão+ ajuste)	MAPE (previsão)	MAPE (prev. + ajuste)	Sobra (%)
03/11/2025	368	350	333	35	17	0,11	0,05	7
04/11/2025	400	377	361	39	16	0,11	0,04	3,2
05/11/2025	435	412	372	63	40	0,17	0,11	2,7
06/11/2025	371	406	389	18	17	0,05	0,04	7,9
07/11/2025	317	317	316	1	1	0,00	0,00	9,7
17/11/2025	364	353	329	35	24	0,11	0,07	3,3
18/11/2025	390	366	352	38	14	0,11	0,04	4,5
19/11/2025	416	392	309	107	83	0,35	0,27	12,7

Fonte: Autoria própria (2025).

O Gráfico 19 mostra os resultados encontrados para a aplicação da técnica Holt Winters ajustada. Os valores obtidos para as métricas de erro foram MAD = 18,3 e MAPE = 5,2%. Mostrando um bom desempenho do modelo ao manter um MAPE baixo, pois quanto menores forem os valores percentuais do MAPE, maior será a precisão da previsão.

Gráfico 19 – Resultado do método Holt Winters ajustado (almoço)



Fonte: Autoria própria (2025).

O mesmo procedimento foi adotado para o jantar, cujo desempenho está representado na Tabela 22 e no Gráfico 20.

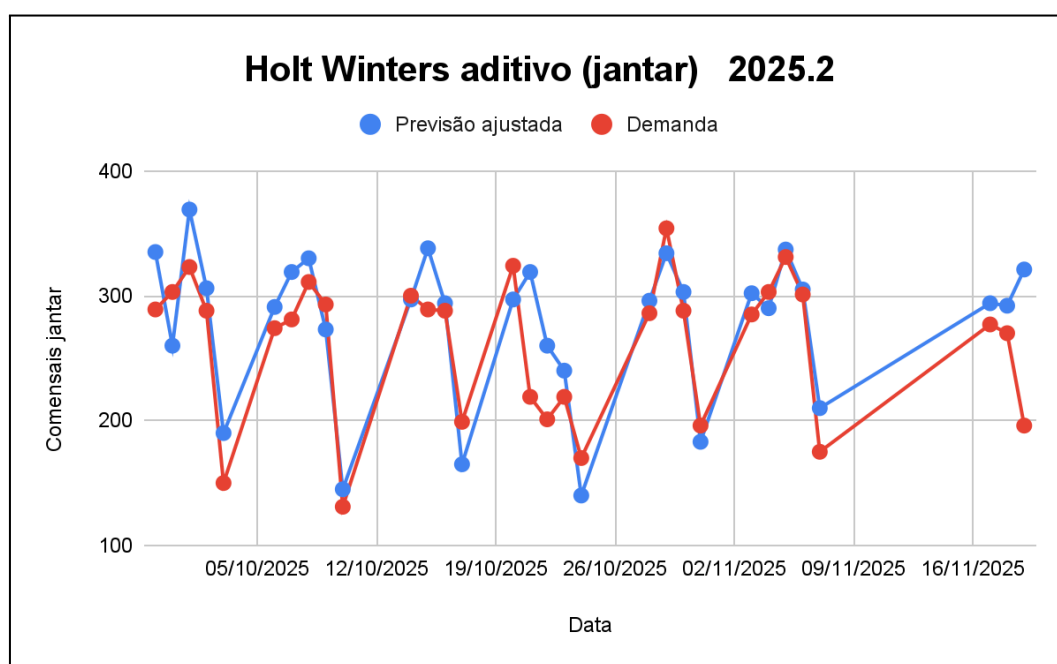
Tabela 22 – Previsão de demanda, ajustes realizados, demanda observada, indicadores de erro e sobras da refeição jantar

Jantar								
Data	Previsão	Previsão + ajuste	Demanda	Erro (previsão)	Erro (previsão+ ajuste)	MAPE (previsão)	MAPE (prev. + ajuste)	Sobra
29/09/2025	335	335	289	46	46	0,16	0,16	11,2
30/09/2025	364	260	303	61	43	0,20	0,14	4,7
01/10/2025	369	369	323	46	46	0,14	0,14	13,5
02/10/2025	306	306	288	18	18	0,06	0,06	9,5
03/10/2025	190	190	150	40	40	0,27	0,27	12,5
06/10/2025	291	291	274	17	17	0,06	0,06	14,4
07/10/2025	319	319	281	38	38	0,14	0,14	11,8
08/10/2025	330	330	311	19	19	0,06	0,06	7,7
09/10/2025	273	273	293	20	20	0,07	0,07	2
10/10/2025	145	145	131	14	14	0,11	0,11	11,1
14/10/2025	297	297	300	3	3	0,01	0,01	7,2
15/10/2025	338	338	289	49	49	0,17	0,17	11,8
16/10/2025	294	294	288	6	6	0,02	0,02	3,5
17/10/2025	165	165	199	34	34	0,17	0,17	2,9
20/10/2025	297	297	324	27	27	0,08	0,08	4,4
21/10/2025	319	319	219	100	100	0,46	0,46	17,3
22/10/2025	336	260	201	135	59	0,67	0,29	12
23/10/2025	310	240	219	91	21	0,42	0,10	17
24/10/2025	191	140	170	21	30	0,12	0,18	5,3
28/10/2025	296	296	286	10	10	0,03	0,03	6,6
29/10/2025	334	334	354	20	20	0,06	0,06	2,3
30/10/2025	303	303	288	15	15	0,05	0,05	5,7
31/10/2025	183	183	196	13	13	0,07	0,07	9,1
03/11/2025	325	302	285	40	17	0,14	0,06	4,6
04/11/2025	303	290	303	0	13	0,00	0,04	10,8
05/11/2025	347	337	331	16	6	0,05	0,02	11,7
06/11/2025	305	305	301	4	4	0,01	0,01	9
07/11/2025	210	210	175	35	35	0,20	0,20	14,3
17/11/2025	306	294	277	29	17	0,10	0,06	9,3
18/11/2025	298	292	270	28	22	0,10	0,08	6,5
19/11/2025	333	321	196	137	125	0,70	0,64	11,9

Fonte: Autoria própria (2025).

O Gráfico 20 mostra os resultados encontrados para a aplicação da técnica Holt Winters ajustada. Os valores obtidos para as métricas de erro foram MAD = 29,9 e MAPE = 12,9%, desempenho inferior ao do almoço.

Gráfico 20 – Resultado do método Holt Winters ajustado (jantar)



Fonte: Autoria própria (2025).

5.5 Comparação entre previsão e previsão ajustada

Após a aplicação do método de Holt-Winters ajustado, procedeu-se à avaliação da qualidade das previsões por meio da comparação entre os valores previstos, os valores ajustados pela gestora e os valores efetivamente observados. As análises abrangeram tanto o almoço quanto o jantar.

No almoço, observou-se que a previsão ajustada aproximou-se de forma mais consistente da demanda real, com redução nos erros diários em comparação à previsão não ajustada. Quando comparada a previsão usando a técnica Holt Winters sem ajuste e ajustada, os resultados indicam que o ajuste aplicado a previsão apresentou média de erro menor em comparação a previsão não ajustada, demonstrando melhoria na acurácia, além de mediana e desvio-padrão reduzidos, o que torna o ajuste mais consistente e menos suscetível a variações. Observa-se também o MAPE menor indicando maior precisão na previsão ajustada. A Tabela

23 mostra a comparação entre as duas formas de previsão.

Tabela 23 – Comparação entre erro de previsão x erro de previsão ajustada da refeição almoço

Métricas	Erro da previsão	Erro da previsão + ajuste
Média	28.8	18.3
Mediana	19	16
Desvio padrão	26.5	17.8
MAPE	8,6	5,2

Fonte: Autoria própria (2025).

No jantar, embora as previsões ajustadas também tenham contribuído para a redução dos erros, essa melhora foi menos pronunciada que no almoço. A natureza mais variável e menos regular da demanda noturna evidencia que fatores externos, como ausência de aulas no turno da noite, eventos acadêmicos ou vésperas de feriado, afetam significativamente o comportamento da série, dificultando a acurácia preditiva mesmo com ajustes complementares.

Resultados semelhantes foram observados por Oliveira e Santos (2025), que constataram que, mesmo com um modelo bem ajustado à série histórica, o erro associado ao jantar permanecia superior ao registrado no almoço. Segundo os autores, isso demonstra que a sazonalidade não é capaz de explicar integralmente a dinâmica da demanda, uma vez que o comportamento real dos comensais não segue perfeitamente o padrão previsto pelos modelos. A Tabela 24 mostra a comparação entre as duas formas de previsão.

Tabela 24– Comparação entre erro de previsão x erro de previsão ajustada da refeição jantar

Métricas	Erro da previsão	Erro da previsão + ajuste
Média	36,5	29,9
Mediana	27	20
Desvio padrão	35,1	26,6
MAPE	15,8	12,9

Fonte: Autoria própria (2025).

Foi então realizada a aplicação de testes estatísticos, com a finalidade de verificar se as diferenças observadas eram estatisticamente significativas, e não decorrentes apenas de variações aleatórias da série. Estes testes permitiram avaliar de forma objetiva a influência da

implementação das técnicas de previsão sobre as sobras alimentares e sobre os erros de estimativa.

5.6 Teste *t* pareado: comparação entre erro da previsão e erro da previsão ajustada

Para avaliar se o ajuste do especialista melhora a precisão das previsões, realizou-se um teste *t* para amostras emparelhadas comparando o erro da previsão original com o erro após o ajuste. A formulação das hipóteses foi estabelecida como:

$$H_0: \mu(\text{erro prev.}) = \mu(\text{erro ajustado})$$

$$H_1: \mu(\text{erro prev.}) \neq \mu(\text{erro ajustado})$$

Os resultados obtidos (Tabela 25) para o almoço indicaram diferença significativa entre as medidas, $t(30) = 2,83$, $p = 0,008$, sugerindo que o ajuste reduz o erro de previsão. Portanto, rejeita-se H_0 ao nível de 5%, pois o ajuste da previsão reduziu significativamente o erro no almoço.

Tabela 25 – Teste *t* para comparação entre erro da previsão e erro da previsão ajustada (almoço)

Comparação			estatística (t)	gl	p
Erro da previsão	Erro da previsão + ajuste	t de Student	2.83	30.0	0.008

Nota. $H_a: \mu_{\text{Medida 1}} - \mu_{\text{Medida 2}} \neq 0$

Fonte: Autoria própria (2025).

Como destacado por Meneghini *et al.* (2018), o conhecimento dos especialistas fornece informações que não estão presentes no banco de dados, complementando aquilo que os modelos quantitativos não conseguem captar, reforçando a importância de ajustar as previsões de demanda com base nas informações disponibilizadas pelos gestores, aprimorando a precisão dos resultados.

Para o jantar observou-se, conforme a Tabela 26 uma tendência de redução do erro após o ajuste ($M_1 > M_2$), porém esta diferença não alcançou significância estatística ao nível de 5%, $t(30) = 1.94$, $p = 0.062$. Assim, o ajuste apresentou efeito positivo, mas insuficiente para ser considerado estatisticamente significativo. O valor de p excedeu o nível de significância de 5%, não permitindo rejeitar H_0 .

Tabela 26 – Teste t para comparação entre erro da previsão e erro da previsão ajustada (jantar)

Comparação			estatística (t)	gl	p
Erro da previsão	Erro da previsão + ajuste	t de Student	1.94	30.0	0.062

Nota. $H_a: \mu_{Medida 1} - Medida 2 \neq 0$

Fonte: Autoria própria (2025).

Esses resultados reforçam que o processo de ajuste apresenta maior impacto no período diurno, onde a demanda é mais estável.

5.7 Comparação das sobras antes e depois da aplicação do método de previsão

Com o intuito de verificar se a implementação do método de Holt-Winters contribuiu para a redução das sobras alimentares, compararam-se os percentuais de sobra antes e depois da introdução do processo de previsão. Aplicou-se o teste t de Student para amostras independentes com hipótese unilateral ($H_1: \mu_{\text{depois}} < \mu_{\text{antes}}$) e nível de significância de 5%. A formulação das hipóteses foi:

$$H_0: \mu_{\text{antes}} = \mu_{\text{depois}}$$

$$H_1: \mu_{\text{depois}} < \mu_{\text{antes}}$$

A Tabela 27 traz a comparação descritiva dos resultados da comparação dos dois períodos, 2025.1 corresponde ao semestre antes da aplicação e 2025.2 ao semestre de aplicação e a Tabela 28 o teste t de Student, ambas para a refeição almoço.

Tabela 27 – Comparação descritiva das sobras do semestre 2025.1 e o período de aplicação do semestre 2025.2 (almoço)

Métricas	2025.1	2025.2
N	89	31
Média	5.97	5.43
Mediana	5.10	4.60
Desvio-padrão	3.39	2.88

Fonte: Autoria própria (2025).

Tabela 28 – Resultado do teste t de Student (unilateral) para comparação dos percentuais de sobra entre os períodos anterior e posterior à implementação do método (almoço)

		estatística (t)	gl	p
Sobras	t de Student	-0.786	118	0.217

Nota. $H_a \mu_{\text{depois}} < \mu_{\text{antes}}$

Fonte: Autoria própria (2025).

Embora o período posterior apresente menor média de sobra ($M = 5.43$; $DP = 2.88$) em comparação ao período anterior ($M = 5.97$; $DP = 3.39$), a diferença não foi estatisticamente significativa, $t(118) = -0.786$, $p = 0.217$.

Assim, não há evidência estatística de que o método tenha reduzido as sobras no almoço do período analisado, pois a média das sobras caiu apenas de 5,97% para 5,43%. Entre 2023.1 e 2024.1, a média histórica era de 8,7%, enquanto no semestre 2025.1 esse índice já havia caído para 5,97%. Portanto, o período de aplicação da previsão de demanda foi iniciado quando o RU já operava com um nível menor de desperdício, dentro do valor de referência da unidade, que é de até 10%.

Essa condição implica que o potencial de redução adicional era naturalmente limitado, uma vez que melhorias expressivas tendem a ocorrer quando o desperdício inicial é elevado. Além disso, características inerentes ao serviço, como a modalidade de refeição transportada, variações naturais no consumo per capita, tempo de distribuição e impossibilidade de fracionar a produção com precisão, contribuem para a manutenção de um patamar mínimo de sobras, mesmo com planejamento aprimorado.

Dessa forma, a ausência de diferença estatisticamente significativa não indica falha no método de previsão, mas sim que o RU já se encontrava próximo de um patamar operacional eficiente para o almoço, reduzindo a margem para melhorias perceptíveis dentro do período estudado. A Tabela 29 traz a comparação descritiva e a Tabela 30 o teste t de Student das sobras no jantar.

Tabela 29 – Comparação descritiva das sobras do semestre 2025.1 e o período de aplicação do semestre 2025.2 (jantar)

Métricas	2025.1	2025.2
N	88	31
Média	11,3	9,08
Mediana	9,5	9,3
Desvio-padrão	6,49	4,23

Fonte: Autoria própria (2025).

Tabela 30 – Resultado do teste t de Student (unilateral) para comparação dos percentuais de sobra entre os períodos anterior e posterior à implementação do método (jantar)

		estatística (t)	gl	p
Sobras	t de Student	- 1.76	117	0.040

Nota. $H_a \mu_{\text{depois}} < \mu_{\text{antes}}$

Fonte: Autoria própria (2025).

Entre 2023.1 e 2024.2, a média de sobras do jantar era de 11,1% e no semestre 2025.1 esse valor foi de 11,3%, indicando que antes da aplicação do método de previsão, o percentual de desperdício mantinha-se estável ao longo dos semestres.

As sobras do jantar apresentaram redução após a implementação do método de previsão. No período anterior, a média das sobras foi de 11,3% (DP = 6.49), enquanto no período posterior foi de 9.08% (DP = 4.23).

O p-valor, inferior a 5%, indica redução estatisticamente significativa das sobras no jantar após a adoção do método. Assim, há evidências de que o método de previsão contribuiu para reduzir as sobras no jantar.

5.8 Análise de correlação entre erro de previsão e sobras

Para avaliar se erros mais elevados na previsão estão associados a sobras maiores, aplicaram-se correlações de Pearson entre o erro (antes e após o ajuste) e os percentuais de sobra. A Tabela 31 traz a matriz de correlação do almoço.

Tabela 31 - Matriz de Correlações (almoço)

		MAPE da previsão + ajuste	Sobras
MAPE da previsão + ajuste	R de Pearson	—	
	gl	—	
	valor-p	—	
Sobras	R de Pearson	0.277	—
	gl	29	—
	valor-p	0.131	—

Fonte: Autoria própria (2025).

A análise de correlação de Pearson entre o MAPE da previsão ajustada e o percentual de sobras do almoço indicou uma relação fraca ($r = 0.277$) e não significativa ($p = 0.131$).

Esses resultados sugerem que, apesar do ajuste ter reduzido parcialmente o erro, o MAPE não explica de maneira consistente a variação das sobras no almoço, indicando influência de outros fatores operacionais ou comportamentais.

Entre esses fatores, destaca-se o não envio da totalidade dos alimentos produzidos para a unidade de distribuição. Considerando que o intervalo entre o término do almoço e o início do jantar é de apenas 3h15, excedentes de algumas preparações, como arroz, feijão e guarnição, quando adequadamente armazenados e monitorados quanto à temperatura, podem ser reaproveitados no jantar.

Da mesma forma, a produção antecipada do jantar pode, em algumas situações, suprir eventuais faltas no almoço. Esses mecanismos fazem com que a unidade produtora opere com um viés reduzido de segurança, distanciando-se da quantidade efetivamente prevista e, conseqüentemente, diminuindo a sensibilidade das sobras às variações do MAPE. A Tabela 32 traz a matriz de correlação do jantar.

Tabela 32- Matriz de Correlações (jantar)

		Erro da previsão + ajuste	Sobras
	R de Pearson	—	
Erro da previsão + ajuste	gl	—	
	valor-p	—	
	R de Pearson	0.399	—
Sobras	gl	29	—
	valor-p	0.026	—

Fonte: Autoria própria (2025).

No jantar a correlação de Pearson indicou uma relação moderada e estatisticamente significativa entre o erro da previsão ajustada e as sobras do jantar ($r = 0.399$, $p = 0.026$). Isso sugere que, o erro exerce influência importante sobre o desperdício, de modo que dias com maior erro tendem a apresentar maiores percentuais de sobra.

Esse comportamento pode ser explicado pelas particularidades operacionais do jantar. A produção é finalizada mais cedo devido ao encerramento do expediente de parte da equipe, e o tempo de distribuição é de apenas 1h30, o que limita a possibilidade de reposições em volume significativo. Nessas condições, a entrega das preparações tende a ser com base no que foi previsto inicialmente, fazendo com que o impacto do erro de previsão seja mais direto e perceptível.

6 CONCLUSÃO

Esta seção apresenta a conclusão dos objetivos geral e específicos. Além disso, aborda as principais limitações do estudo e oferece sugestões para pesquisas futuras.

6.1 Considerações finais

Esta pesquisa teve como objetivo principal “analisar a quantidade de comensais, utilizando previsão de demanda baseada em séries temporais, no Restaurante Universitário da Universidade Federal do Ceará, campus de Crateús, buscando reduzir as sobras de alimentos”. Esse objetivo foi plenamente alcançado, pois o estudo integrou a análise da demanda histórica, a comparação entre diferentes técnicas de previsão e a aplicação prática das estimativas durante o semestre 2025.2. Esse conjunto de procedimentos permitiu compreender o comportamento da demanda, selecionar as técnicas mais adequadas e demonstrar, de forma efetiva, o impacto positivo do uso de previsões no processo produtivo do RU.

O primeiro objetivo específico consistiu em “identificar padrões na demanda histórica dos semestres 2023.1, 2023.2 e 2024.1”. Esse objetivo foi contemplado por meio de uma investigação detalhada da demanda de refeições entre os semestres. Verificou-se a presença de sazonalidade semanal, caracterizada por maiores fluxos no meio da semana e redução às sextas-feiras, oscilações abruptas causadas por feriados, recessos e calendário acadêmico, além de outliers. Esses achados fundamentaram decisões metodológicas posteriores, como a exclusão de semanas atípicas e o uso das primeiras semanas do próprio semestre como base para previsões.

O segundo objetivo específico “comparar as principais técnicas de previsão de demanda baseadas em séries temporais com a demanda real de comensais do restaurante universitário no período de 2024.2 e 2025.1, por meio do cálculo dos erros” foi atendido de forma sistemática. Aplicou-se no semestre 2024.2 as técnicas de média móvel (2 e 3 períodos), média móvel ponderada, suavização exponencial simples, de Holt e de Holt Winters, além do modelo Box-Jenkins. As técnicas mais simples apresentaram erros moderados (MAPE entre 14,2% e 15,2%), enquanto Holt demonstrou incapacidade de capturar a variabilidade real da série (MAPE de 26,1%) e o método Box-Jenkins apresentou desempenho insatisfatório (MAPE de 39,0%). Os resultados evidenciaram que as técnicas Holt-Winters aditiva e multiplicativa apresentaram os menores MAPE, entre 11,7% e 11,9%, demonstrando aderência às características da demanda do RU.

Após identificar a técnica com melhor desempenho, iniciou-se a etapa de testagem com Holt-Winters aditivo e multiplicativo utilizando os dados de 2025.1. A primeira semana do semestre foi desconsiderada por apresentar comportamento atípico, com demanda substancialmente inferior às semanas seguintes. Assim, os fatores sazonais iniciais foram definidos com base na segunda semana, considerando um ciclo de cinco dias de funcionamento do restaurante. A técnica de Holt Winters aditivo se sobressaiu a multiplicativa apresentou o menor MAPE de 6,6% no almoço e 13,3% no jantar. Esses achados foram coerentes tanto para o almoço quanto para o jantar, embora este último apresentasse variação maior adotada para aplicação

O terceiro objetivo específico “aplicar as técnicas de previsão mais aderentes à demanda do restaurante universitário nos meses de setembro, outubro e novembro de 2025, buscando reduzir o índice de sobras de alimentos em comparação aos meses anteriores ao estudo” foi igualmente cumprido. A técnica selecionada, Holt-Winters aditivo, foi aplicada durante sete semanas consecutivas no semestre 2025.2. Os resultados demonstraram que o uso da previsão, especialmente quando ajustada por informações operacionais fornecidas pela gestão, melhorou significativamente a acurácia no almoço, reduzindo o MAPE de 8,6% (previsão bruta) para 5,2% (previsão ajustada). Essa melhora foi comprovada estatisticamente ($t(30) = 2,83, p = 0,008$). No jantar, embora a técnica também tenha melhorado o desempenho preditivo, a variabilidade natural desse turno não permitiu significância estatística ($p = 0,062$), o que é coerente com sua natureza mais sensível a fatores externos e à menor regularidade observada na série. Em relação às sobras, verificou-se diminuição significativa no jantar (de 11,3% para 9,08%), e embora a redução no almoço (de 5,97% para 5,43%) não tenha sido estatisticamente significativa, os índices permaneceram baixos, reafirmando que o RU já apresenta controle eficiente na produção diurna.

Por fim, o quarto objetivo específico “desenvolver um manual que descreva a técnica de previsão de demanda selecionada, apresentando instruções para sua aplicação prática pelos gestores do RU, a fim de apoiar o planejamento da produção e a redução de sobras alimentares” também foi alcançado. Foi elaborado um documento (APÊNDICE B), descrevendo passo a passo a aplicação do método Holt-Winters aditivo e orientando gestores sobre ajustes, interpretação de resultados e cuidados na integração da previsão ao planejamento da produção. Esse produto técnico garante que o conhecimento gerado permanecerá aplicável e útil para semestres futuros.

Diante dos resultados, conclui-se que a técnica selecionada mostrou-se capaz de fortalecer a tomada de decisão baseada em dados. Recomenda-se a continuidade da utilização

da técnica, acompanhada de revisões periódicas e atualizações nos parâmetros, especialmente diante de mudanças no calendário acadêmico, perfil discente ou condições operacionais.

6.2 Sugestão para o Restaurante Universitário

Considerando os resultados obtidos e a necessidade de continuidade das ações de controle de desperdício, recomenda-se que o Restaurante Universitário inclua em futuros editais de licitação, dispositivos que obriguem as empresas prestadoras de serviço a além de monitorar sistematicamente os índices de sobras, mantê-los dentro dos limites estabelecidos pela instituição. A inclusão dessas exigências em contrato favorece maior responsabilidade das terceirizadas sobre a gestão da produção e estimula a adoção de procedimentos de planejamento mais rígidos, como uso contínuo de previsões de demanda, registros diários de produção e análise de causas de sobras. Essa medida visa a redução consistente do desperdício alimentar no RU.

Além do controle quantitativo, é igualmente importante o monitoramento das condições higiênico-sanitárias das sobras, especialmente no que se refere à temperatura de armazenamento das sobras limpas. Considerando a futura mudança para a nova sede do RU, recomenda-se que a empresa disponibilize equipamentos adequados ao controle térmico de alimentos, tais como refrigeradores industriais e *pass-through*. A presença desses equipamentos é fundamental para garantir a manutenção da qualidade, reduzir riscos sanitários e permitir que práticas de reaproveitamento seguro sejam implementadas de forma consistente.

6.3 Limitações da pesquisa

Uma limitação importante diz respeito ao fato de que as previsões foram aplicadas durante sete semanas do semestre 2025.2, período relativamente curto. Embora os resultados tenham indicado melhora significativa no jantar, a análise de longo prazo é necessária para confirmar a estabilidade dos efeitos observados.

Outra limitação foi que a demanda do RU está sujeita a fatores comportamentais, sociais e institucionais. A impossibilidade de controlar completamente esses elementos, especialmente no turno do jantar, mais instável, representa uma limitação própria à aplicação de técnicas de previsão em ambientes reais.

6.4 Sugestões para trabalhos futuros

Sugere-se a realização de estudos específicos sobre quais preparações são responsáveis pelo maior volume de sobras, considerando características como tipo de preparo, aceitação e variação no consumo per capita ao longo dos dias.

Outra possibilidade de pesquisa consiste na aplicação das técnicas de previsão por um período de tempo maior, contemplando semestres ou anos. A ampliação do tempo de aplicação permitiria avaliar a consistência do desempenho do modelo e identificar mudanças estruturais na demanda.

Sugere-se também explorar outros métodos de previsão, incluindo modelos híbridos ou técnicas como redes neurais, possibilitando comparações diretas com os resultados obtidos pelo modelo de Holt-Winters.

REFERÊNCIAS

- ABRANCHES, M. **Treinamento para Manipuladores de Alimentos em UAN**. 1. ed. Viçosa: A.S. Sistemas, 2017.
- ABREU, E. S.; SPINELLI, M. G. N.; PINTO, A. M. S. **Gestão de unidades de alimentação e nutrição: um modo de fazer**. 8. ed. São Paulo: Metha, 2023.
- ACKERMANN, A. E.F.; SELBITTO, M. A. Métodos de previsão de demanda: uma revisão da literatura. **Innovar**, Bogotá, v. 32, n. 85, p. 83-99, jul. 2022.
- ARAÚJO, G. C. *et al.* Previsão de demanda e análise simplificada da gestão de estoque aplicadas a uma empresa do setor alimentício. **Brazilian Journal of Production Engineering**, São Mateus, v. 4, n. 2, p. 48–64, 2018. Disponível em: https://periodicos.ufes.br/bjpe/article/view/v4n2_4. Acesso em: 20 mar. 2025.
- ARVAN, M.; FAHIMNIA, B.; REISI, M.; SIEMSEN, E. Integrating human judgement into quantitative forecasting methods: a review. **Omega**, [S. l.], v. 86, p. 237-252, jul. 2019.
- BARROS, A. N. de A. B. *et al.* Impacto de uma campanha contra desperdício de alimentos em um restaurante universitário. **DEMETRA: Alimentação, Nutrição & Saúde**, Rio de Janeiro, v. 19, p. e74469, 2024. Disponível em: <https://www.e-publicacoes.uerj.br/demetra/article/view/74469>. Acesso em: 18 nov. 2025.
- BARROS, A. C. *et al.* **Análise de Séries Temporais em R: Curso Introductório**. Rio de Janeiro: GEN Atlas, 2017. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788595154902/>. Acesso em: 18 nov. 2025.
- BELISARIO, L. F. B.; SANTOS SILVA, L. C. Proposta de um Software para um Restaurante Universitário utilizando a metodologia Design Centrado no Usuário. **Design e Tecnologia**, [S. l.], v. 14, n. 29, p. 26-38, 31 dez. 2024. Disponível em: <https://www.ufrgs.br/det/index.php/det/article/view/1146/385>. Acesso em: 18 fev. 2025.
- BORGES, V. M.; NETA, M. V.; LOPES, J. N. Controle de sobras e resto-ingesta em restaurante self-service em Juazeiro do Norte – CE. **Revista E-ciência**, Juazeiro do Norte, v.4, n.2, p.63-69, 2016. Disponível em: <https://docplayer.com.br/62299145-Controle-de-sobras-e-resto-ingesta-em-restaurante-self-service-em-juazeiro-do-norte-ce.html>. Acesso em: 10 mar. 2025.
- BORGES, M.P. *et al.* Impacto de uma campanha para redução de desperdício de alimentos em um restaurante universitário. **Engenharia sanitária e ambiental**, [S. l.], v. 24, n. 04, p. 843-848, 2019. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/esa/a/sYcfbXPXyvwRHY8XK3RzZDS/?lang=pt>. Acesso em: 18 nov. 2025.
- BRASIL. Decreto n. 7.234, de 19 de julho de 2010. Dispõe sobre o Programa Nacional de Assistência Estudantil PNAES. **Diário Oficial da União**: seção 1, Brasília, DF, n. 137, p. 5, 20 jul. 2010. Disponível em:

<https://pesquisa.in.gov.br/imprensa/jsp/visualiza/index.jsp?jornal=1&pagina=5&data=20/07/2010>. Acesso em: 20 jan. 2025.

BRASIL. **Portaria Normativa n. 39, de 12 de dezembro de 2007. Institui o Programa Nacional de Assistência Estudantil — PNAES.** Disponível em: http://portal.mec.gov.br/arquivos/pdf/portaria_pnaes.pdf. Acesso em: 30 mar. 2025.

BRASIL. Lei n. 14.914, de 03 de julho de 2024. Institui a Política Nacional de Assistência Estudantil (PNAES). **Diário Oficial da União**: seção 1, Brasília, DF, n. 127, p. 05-07, 04 jul. 2024. Disponível em: <https://pesquisa.in.gov.br/imprensa/jsp/visualiza/index.jsp?data=04/07/2024&jornal=515&pagina=5&totalArquivos=202>. Acesso em: 19 mai. 2025.

CAIXETA, A. F. *et al.* Previsão de demanda em um restaurante de pequeno porte. **Brazilian Journal of Production Engineering**, São Mateus, v. 9, n. 5, p. 115–124, 2023. Disponível em: <https://periodicos.ufes.br/bjpe/article/view/42737>. Acesso em: 2 abr. 2025.

CANONICO, F. S.; PAGAMUNICI, L. M.; RUIZ, S. P. Avaliação de sobras e resto-ingesta de um restaurante popular do município de Maringá-PR. **Rev UNINGÁ Review**, v. 19, n. 2, 2014. Disponível em: <https://revista.uninga.br/uningareviews/article/view/1541/1153f>. Acesso em: 20 abr. 2025.

CASTRO, F. A. F.; QUEIROZ, V. M. V. **Cardápios**: planejamento e etiqueta. 22. ed. Viçosa: UFV, 2012.

CHEN, R. J.C.; BLOOMFIELD, P.; FU, J. S. An evaluation of alternative forecasting methods to recreation visitation. **Journal of Leisure Research**, [S. l.], v. 35, n. 4, p. 441-454, 2003. Disponível em: https://www.nrpa.org/globalassets/journals/jlr/2003/volume-35/jlr-volume-35-number-4-pp-441-454.pdf?utm_source=chatgpt.com. Acesso em: 19 mai. 2025.

CHIBA, G.J.; LUNA, M.M.M. Modelos de séries temporais: a análise da acurácia das previsões da demanda de uma linha de produtos em empresa do setor do vestuário. **GEPROS. Gestão da Produção, Operações e Sistemas**, [S. l.], v. 15, n. 4, p. 219 - 251, 2020. Disponível em: <https://revista.feb.unesp.br/gepros/article/view/2664>. Acesso em: 4 nov. 2025.

CORDEIRO, A. A.; CHAGAS, C. M. S.; SOUZA, S. N (coord.). **No restaurante universitário: comer pra quê?**. 2. ed. - Rio de Janeiro: Pluriverso Coletivo, 2024. *E-book*. Disponível em: <https://comerpraque.org/wp-content/uploads/2024/09/Ebook-No-Restaurante-Universitario.pdf>. Acesso em: 19 maio 2025.

COSTA, J. S. *et al.* Expansão da educação superior e progressividade do investimento público. **Texto para Discussão** / Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada.- Brasília, Rio de Janeiro, Ipea, 2021. Disponível em: https://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/10500/1/td_2631.pdf. Acesso em 25 mar. 2025.

COSTA MACIEL, F. F. *et al.* Ações de conscientização sobre o aproveitamento integral dos alimentos em um restaurante universitário da Paraíba. **Revista Extensão & Cidadania**, [S. l.],

l.j., v. 10, n. 17, p. 114–125, 2022. Disponível em:
<https://periodicos2.uesb.br/recuesb/article/view/9589>. Acesso em: 18 nov. 2025.

COSTA, N. A. *et al.* Análise do custo do resto ingestão do restaurante universitário da universidade federal do acre. **South American Journal of Basic Education, Technical and Technological**, [*S. l.*], v. 4, n. 1, 2017. Disponível em:
<https://periodicos.ufac.br/index.php/SAJEBTT/article/view/1126>. Acesso em: 23 mar. 2025.

COSTA, S. G. **A equidade na educação superior: uma análise das Políticas de Assistência Estudantil**. 2010. Dissertação (Mestrado em Sociologia) - Instituto de Filosofia e Ciências Humanas, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2010. Disponível em:
<https://lume.ufrgs.br/bitstream/handle/10183/27499/000764752.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 30 mar. 2025.

DA CONCEIÇÃO, G. S.; DE LIRA, C. R. do N.; DA FONSECA, M. da C. P. Desperdício de alimentos em restaurante universitário: avaliação por resto-ingestão e pesquisa de satisfação. **Revista Simbiologias**, [*S. l.*] v. 13, n. 18, 2021. Disponível em:
https://www.ibb.unesp.br/Home/ensino/departamentos/educacao/desperdicio_de_alimentos_em_restaurante_universitario.pdf. Acesso em 09 jun. 2025.

DA CRUZ, A. B. Comparação entre modelos de previsão de demanda: estudo de caso de um restaurante de comida japonesa. **REMAT: Revista Eletrônica da Matemática**, [*S. l.*], v. 2, n. 2, p. 180-197, 2016. Disponível em:
<https://periodicos.ifrs.edu.br/index.php/REMAT/article/view/1293>. Acesso em 19 nov. 2025.

DELIBERADOR, L. R.; BATALHA, M. O.; SOUZA, A. M. M. **Ações para a redução do desperdício de alimentos em restaurantes universitários: uma revisão sistemática da literatura**. XXXVIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Maceió, Alagoas, 2018. Disponível em: http://www.abepro.org.br/biblioteca/TN_STO_258_485_35440.pdf. Acesso em: 09 mar. 2025.

DIAS, M. A. P. **Administração de Materiais: Princípios, Conceitos e Gestão**. 7. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2023. *E-book*. p.12. ISBN 9786559774784. Disponível em:
<https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786559774784/>. Acesso em: 22 out. 2025.

DOMINGUES, C. F. S. *et al.* Geração de resíduos sólidos orgânicos em restaurante universitário em São Paulo/SP. **Revista Meio Ambiente e Sustentabilidade**, [*S. l.*], v. 10, n. 5, p. 58–73, 2016. Disponível em:
<https://www.revistasuninter.com/revistameioambiente/index.php/meioAmbiente/article/view/490>. Acesso em: 15 nov. 2025.

GUERRINI, F. M. **Planejamento e Controle da Produção - Modelagem e Implementação**. 2. ed. Rio de Janeiro: GEN LTC, 2018. *E-book*. Disponível em:
<https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788595152519/>. Acesso em: 29 mar. 2025.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 7. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2022. *E-book*. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786559771653/>. Acesso em: 04 mai. 2025.

HARIOM, T.; SAHIL, P.; BRAD, L. **Blueprints de aprendizado de máquina e ciência de dados para finanças: desenvolvendo desde estratégias de trades até robôs Advisors com Python**. Rio de Janeiro: Alta Books, 2024. E-book. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788550821726/>. Acesso em: 23 jan. 2026.

HIDAYATULLAH, M. C.; YUDOKO, G. Demand forecasting analysis using time series methods at Ayam Lodho Pak Yusuf restaurant. In: **INTERNATIONAL CONFERENCE ON ETHICS OF BUSINESS, ECONOMICS, AND SOCIAL SCIENCE**, 2016. Proceedings [S.l.]. p. 375–381, 2016. Disponível em: <https://s11nk.com/mCKW0> Acesso em: 19 nov. 2025

HYNDMAN, R. J.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: Principles and Practice**. [S.l.], OTexts, 2018. Disponível em: <https://otexts.com/fpp2/basic-steps.html>. Acesso em: 07 nov. 2025.

HYNDMAN, R. J.; KOEHLER, A. B. Another look at measures of forecast accuracy. **International Journal of Forecasting**, v. 22, n. 4, p. 679–688, 2006. Disponível em: <https://www-sciencedirect-com.ez11.periodicos.capes.gov.br/science/article/pii/S0169207006000239?via%3Dihub>. Acesso em: 25/01/2026

JACOBS, F R.; CHASE, R. B. **Administração da Produção e Operações**. Porto Alegre: Bookman, 2009. *E-book*. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788577805181/>. Acesso em: 02 abr. 2025.

LAGE JÚNIOR, M. **Planejamento e Controle da Produção - Teoria e Prática**. Rio de Janeiro: LTC, 2019. E-book. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788521636304/>. Acesso em: 29 mar. 2025

LAKATOS, E. M. **Técnicas de Pesquisa**. 9. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2021. *E-book*. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788597026610/>. Acesso em: 22 mar. 2025.

MACIEL, A. B. Q. **Análise da política de assistência estudantil dos restaurantes universitários da Universidade Federal do Ceará**: o programa de restaurante universitário. 2023. Dissertação (Mestrado em Economia do Setor Público) - Faculdade de Economia, Administração, Atuária e Contabilidade - FEAAC, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2023. Disponível em: https://repositorio.ufc.br/bitstream/riufc/76284/1/2023_dis_abqmaciel.pdf. Acesso em: 19 mai. 2025.

MASSAROLLO, M. D.; FAGUNDES, E. DE M.; PRIETO, L. M. Avaliação do resto-ingesta em um restaurante universitário do município de Francisco Beltrão-PR. **RBONE - Revista Brasileira de Obesidade, Nutrição e Emagrecimento**, [S. l.], v. 13, n. 81, p. 703-707, 2016. Disponível em: <https://www.rbone.com.br/index.php/rbone/article/view/1044> Acesso em: 15 nov. 2025.

MATIAS-PEREIRA, J. **Manual de Metodologia da Pesquisa Científica**. 4. ed. Rio de Janeiro: Atlas, 2016. *E-book*. p.19. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788597008821/>. Acesso em: 04 mai. 2025.

MENEGHINI, M. *et al.* Ajuste de previsão de demanda quantitativa com base em fatores

qualitativos: estudo de caso em um restaurante fast food. **Sistemas & Gestão**, [S. l.], v. 13, n. 1, p. 68-80, 2018.

MINEIRO, M.; DA SILVA, M. A. A.; FERREIRA, L. G. Pesquisa qualitativa e quantitativa: imbricação de múltiplos e complexos fatores das abordagens investigativas.

Momento-Diálogos em Educação, [S. l.], v. 31, n. 03, p. 201–218, 2022. Disponível em: <https://periodicos.furg.br/momento/article/view/14538>. Acesso em: 19 mai. 2025.

MIROSA, M. *et al.* Reducing waste of food left on plates: Interventions based on means-end chain analysis of customers in foodservice sector. **British Food Journal**, v. 118, n. 9, p. 2326-2343, 2016. Disponível em:

<https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/BFJ-12-2015-0460/full/html>. Acesso em: 09 ago. 2023.

MOTA, C. de S. **Avaliação da eficácia do Plano Nacional de Assistência Estudantil no sistema de restaurante universitário da Universidade Federal da Paraíba-Campus I: atores e fatores envolvidos na operacionalização**. 2020. Dissertação. (Mestrado em Políticas Públicas, Gestão e Avaliação da Educação Superior) - Centro De Educação, Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2020. Disponível em:

https://repositorio.ufpb.br/jspui/bitstream/123456789/18192/1/CristianoDeSousaMota_Dissert.pdf. Acesso em: 09 maio 2025.

NEUSSER, L. **Combinação seletiva de métodos para previsão de demanda a curtíssimo prazo em tempo real**. 2015. Tese. Universidade Federal de Santa Maria, Centro de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica,

Área de Concentração em Sistemas de Energia, Santa Maria. Disponível em:

<https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/3692/NEUSSER%2c%20LUKAS.pdf?sequenc e=1&isAllowed=y>. Acesso em: Acesso em: 10 Abr 2025.

OLIVEIRA, L da P. *et al.* Temporal variation of food waste in university restaurant.

Research, Society and Development, [S. l.], v. 10, n. 11, p.1-11, 2021. Disponível em: <https://rsdjournal.org/rsd/article/view/19691>. Acesso em: 15 nov. 2025.

OLIVEIRA, V. A. de; SANTOS, V. M.. Previsão de demanda por decomposição clássica de série temporal em um restaurante universitário. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 45., 2025, Natal. **Anais [...]**. Natal, 2025.

PARMEZAN, A.R. S. **Predição de séries temporais por similaridade**. 2016. Dissertação (mestrado em Ciências - Ciência de Computação e Matemática Computacional) - Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação (ICMC/USP), São Carlos. Disponível em:

https://teses.usp.br/teses/disponiveis/55/55134/tde-21112016-150659/publico/AntonioRafaelS abinoParmezan_revisada.pdf. Acesso em: 10 mar. 2025.

PEIXOTO, M.; PINTO, H. S. Desperdício de Alimentos: questões socioambientais, econômicas e regulatórias. Brasília: Núcleo de Estudos e Pesquisas/CONLEG/ Senado, fevereiro/2016 (**Boletim Legislativo no 41, de 2016**). Disponível em:

<http://www.senado.leg.br/estudos>. Acesso em 13 mar. 2025.

PELLEGRINI, F. R.; FOGLIATTO, F. S. Passos para implantação de sistemas de previsão de demanda: técnicas e estudo de caso. **Produção**, [S. l.] v. 11, n. 1, p. 43-64, nov. 2001.

Disponível em:

<https://www.scielo.br/j/prod/a/gkHJjJVRgdbdDW4qMBDRKpS/?format=pdf&lang=pt>.
Acesso em: 09 maio 2025.

PERIPOLLI, A. *et al.* Uma análise crítica da aplicação do método Janela do Cliente na avaliação da qualidade do Restaurante Universitário. **Ciência e Natura**, Santa Maria, v. 42, p. 01-24, nov. 2020. Disponível em:

https://www.researchgate.net/publication/349183055_Uma_analise_critica_da_aplicacao_do_metodo_Janela_do_Cliente_na_avaliacao_da_qualidade_do_Restaurante_Universitario.
Acesso em 25 mar. 2025.

RABELO, N. D. M. L.; ALVES, T. C. U. Avaliação do percentual de resto-ingestão e sobra alimentar em uma unidade de alimentação e nutrição institucional. **Revista Brasileira de Tecnologia Agroindustrial**, v. 10, n. 1, 2016. Disponível em:

<https://periodicos.utfpr.edu.br/rbta/article/view/1808/3136>. Acesso em: 10 Abr 2025.

RAGSDALE, C. T. **Modelagem de planilha e análise de decisão: uma introdução prática a business analytics**. 3. ed. Porto Alegre: +A Educação - Cengage Learning Brasil, 2021.

E-book. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788522128303/>.
Acesso em: 22 out. 2025.

RIBEIRO, C. T. **Aplicação de conceitos e ferramentas da engenharia de produção para aprimoramento do funcionamento de restaurantes universitários**. 2017. Dissertação. (Mestrado Profissional em Engenharia de Produção) - Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2017. Disponível em: <https://lume.ufrgs.br/handle/10183/157826>. Acesso em: 22 mai.2025.

RODRIGUES, C. M. *et al.* Gerenciamento de resíduos sólidos em um restaurante universitário. **Disciplinarum Scientia Saúde**, Santa Maria, v. 20, n. 2, p. 561-579, 2019.

Disponível em: <https://periodicos.ufn.edu.br/index.php/disciplinarumS/article/view/2933>.
Acesso em: 09 abr. 2025.

SANTOS, A. F. *et al.* **Planejamento e Controle de Produção**. Porto Alegre: SAGAH, 2020.

E-book. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786556900735/>.
Acesso em: 29 mar. 2025.

SILVA, L. C. **Aprendizado de máquina com treinamento continuado aplicado à previsão de demanda de curto prazo: o caso do Restaurante Universitário da Universidade Federal de Uberlândia**. 2019. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2019. Disponível em:

<https://repositorio.ufu.br/bitstream/123456789/25386/1/AprendizadoMaquinaTreinamento.pd>.
Acesso em: 22 mar. 2025.

SILVA, I. L. *et al.* Avaliação de diferentes métodos de previsão de demanda em uma hamburgueria no Alto Paranaíba. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 45., 2025, Natal. **Anais [...]**. Natal, 2025.

SOARES, L. A. *et al.* Aplicação do cep em um restaurante universitário: estudo de caso na ufersa campus angicos. IN: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 40., 2020, Foz do Iguaçu. **Anais [...]**. Foz do Iguaçu, 2025

SOARES, T. C. *et al.* Avaliação do desperdício de alimentos servidos no horário do almoço em Restaurante Universitário no estado do Piauí, Brasil. **Revista Brasileira de Higiene e Sanidade Animal**, v. 12, n. 3, p. 271-279, 2018. Disponível em: <http://www.higieneanimal.ufc.br/seer/index.php/higieneanimal/article/view/454>. Acesso em: 09 abr. 2025.

SOGUMO, F. *et al.* UTILIZAÇÃO DE PRATOS E BANDEJAS NOS RESTAURANTES UNIVERSITÁRIOS DA UNICAMP. **Revista Ciências do Ambiente On-Line** Agosto, 2005 Volume 1, Número 1. disponível em: <https://sistemas.ib.unicamp.br/be310/nova/index.php/be310/article/view/22/10>. Acesso em: 01 dez 2025.

SOUSA, A. R. S.; SILVA, C.; SILVA, J. S. F.; *et al.* **Análise de séries temporais**. Porto Alegre: SAGAH, 2021. *E-book*. p.54. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786556902876/>. Acesso em: 18 nov. 2025.

SOUSA, L. P. S. de. **O papel do Programa Restaurante Universitário na permanência dos discentes de graduação do Campus da UFC em SOBRAL-CE**. 2023. Dissertação. (Mestrado em Políticas Públicas e Gestão da Educação Superior) - Mestrado Profissional em Políticas Públicas e Gestão da Educação Superior, Pró-Reitoria de Pesquisa e Pós-Graduação, Universidade Federal do Ceará, Fortaleza, 2023. Disponível em: https://repositorio.ufc.br/bitstream/riufc/74410/3/2023_dis_lpssousa.pdf. Acesso em: 19 mai. 2025.

SOUZA, G. V. de; FAVA, H. de L.; CINTRA, R. F. Restaurante universitário no contexto da assistência estudantil: Análise da produção científica (2010-2021). **Revista Ibero-Americana de Estudos em Educação**, Araraquara, v. 18, n. 00, p. 01-23, dez. 2023. Disponível em: <https://periodicos.fclar.unesp.br/iberoamericana/article/view/17484>. Acesso em: 30 mar. 2025.

TEIXEIRA, L. I. L. *et al.* Satisfação de comensais do restaurante universitário da Universidade Federal do Ceará: avaliação e perspectivas. 2016. In: COLOQUIO INTERNACIONAL DE GESTIÓN UNIVERSITÁRIA, 16., Arequipa, Peru. **Anais [...]** Florianópolis: UFSC, 2016. Disponível em: https://repositorio.ufsc.br/xmlui/bitstream/handle/123456789/172082/OK%20-%20102_00522%20-%20OK.pdf?sequence=1&isAllowed=y. Acesso em: 02 fev. 2025.

TEIXEIRA, S. *et al.* **Administração aplicada as Unidades de Alimentação e Nutrição**. São Paulo: Atheneu, 2006.

TUBINO, D. F. **Planejamento e Controle da Produção - Teoria e Prática, 3ª edição**. Rio de Janeiro: Atlas, 2017. *E-book*. ISBN 9788597013726. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788597013726/>. Acesso em: 25 mar. 2025.

UCHÔA, F. I. D. *et al.* Aplicação e monitoramento de um modelo de previsão de demanda no restaurante universitário do interior do Ceará. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 40., 2020, Foz do Iguaçu. **Anais [...]**. Foz do Iguaçu, 2020.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ. **A Universidade**: início. Fortaleza: UFC, 2025a. Disponível em: <https://www.ufc.br/a-universidade>. Acesso em: 20 mar. 2025.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ. **Conheça o Restaurante Universitário**. Fortaleza: UFC, 2025b. Disponível em: <https://www.ufc.br/restaurante/> Acesso em: 25 mar. 2025.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ. Pró-Reitoria de Planejamento e Administração. **Plano de Desenvolvimento Institucional – PDI 2023-2027**. Fortaleza: UFC, 2024. 112 p. Disponível em: <https://pdi.ufc.br/wp-content/uploads/2025/01/pdi-2023-2027-3a-revisao-16.12.2024.pdf>. Acesso em: 27 mai. 2025.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ. **Pró-Reitoria de Assuntos Estudantis - PRAE**. Fortaleza:UFC, 2025c. Disponível em: <https://prae.ufc.br/pt/sobre-a-pro-reitoria-de-assuntos-estudantis/apresentacao-da-prae/> Acesso em: 20 ago. 05 mar. 2025.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ. **Restaurante Universitário**. Fortaleza: UFC, 2025d. Disponível em: <https://prae.ufc.br/pt/restaurante-universitario/> Acesso em: 25 mar. 2025.

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ. **Sobre o Campus**. Crateús: UFC, 2025e. Disponível em: <https://site.crateus.ufc.br/sobre-o-campus/>. Acesso em: 31 mar. 2025.

VARELA, M. C. M.S. *et al.* O custo dos desperdícios: um estudo de caso no restaurante universitário da Universidade Federal do Rio Grande do Norte. **Anais do Congresso Brasileiro de Custos - ABC**, [S. l.], Disponível em: <https://anaiscbc.emnuvens.com.br/anais/article/view/3970>. Acesso em: 18 nov. 2025.

VAZ, C. S. **Restaurantes: Controlando custos e aumentando lucros**. Brasília: LGE Ltda, 2006.

VIDRIK, K. N. **Indicadores de qualidade do restaurante universitário da Universidade do Sagrado Coração- Bauru, SP**: um estudo de caso. 2006. Dissertação. (Mestrado em Planejamento e Gestão Estratégica em Hospitalidade) - Universidade Anhembí Morumbi, São Paulo, 2006. Disponível em: <https://portal.anhembibibliotecas.com.br/wp-content/uploads/2022/05/Klaus-Negrao-Vidrik.pdf>. Acesso em: 19 mai. 2025.

WEIS, C. C. *et al.* **Administração de unidades de alimentação e nutrição**. Porto Alegre: SAGAH, 2022. E-book. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786556903750/>. Acesso em: 15 nov. 2025.

YIN, R. K. **Estudo de caso**. 5. ed. Porto Alegre: Bookman, 2015. *E-book*. ISBN 9788582602324. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788582602324/>. Acesso em: 22 mar. 2025.

ZANINI, R.R. *et al.* Avaliação de desperdício alimentar produzido por comensais em restaurante universitário no sul do Brasil por meio de gráficos de controle. **Latin American**

Journal of Business Management, [S. l.], v. 8, n. 2, 2017. Disponível em: <https://www.lajbm.com.br/journal/article/view/428>. Acesso em: 18 nov. 2025.

ZANINI, M. A. **Redução do desperdício de alimentos**: estudo em um restaurante universitário. 2013. Dissertação (Mestrado em Gestão de Organizações Públicas) – Universidade federal de Santa Maria, Santa Maria, 2013. Disponível em: <https://repositorio.ufsm.br/bitstream/handle/1/4693/ZANINI,%20MARCO%20ANTONIO.pdf?sequence=1&isAllowed=y>. Acesso em: 19 mai. 2025.

ZOTESSO, J. P. *et al.* Avaliação do desperdício de alimentos e sua relação com a geração de resíduos sólidos em um restaurante universitário. **Engevista**, v. 18, n. 2, p. 294-308, 2016. Disponível em: <https://periodicos.uff.br/engevista/article/view/9068>. Acesso em: 12 mar. 2025.

ZIMMERMANN, A. M.; DE MESQUITA, M. O. Campanha resto zero em restaurante universitário. **Disciplinarum Scientia | Saúde**, Santa Maria, v. 12, n. 1, p. 115-125, 201. Disponível em: <https://periodicos.ufn.edu.br/index.php/disciplinarumS/article/view/982>. Acesso em: 18 nov. 2025.

APÊNDICE A - PREVISÕES AJUSTADAS

Almoço				Jantar			
Data	Previsão	Ajuste	Previsão + ajuste	Data	Previsão	Ajuste	Previsão + ajuste
29/09/2025	348	-	348	29/09/2025	335	-	335
30/09/2025	380	-	380	30/09/2025	364	-96	260
01/10/2025	407	-	407	01/10/2025	369	-	369
02/10/2025	351	-	351	02/10/2025	306	-	306
03/10/2025	308	-	308	03/10/2025	190	-	190
06/10/2025	352	-	352	06/10/2025	291	-	291
07/10/2025	382	-	382	07/10/2025	319	-	319
08/10/2025	409	-	409	08/10/2025	330	-	330
09/10/2025	355	-57	298	09/10/2025	273	-	273
10/10/2025	310	-55	255	10/10/2025	145	-	145
14/10/2025	343	-	343	14/10/2025	297	-	297
15/10/2025	396	-	396	15/10/2025	338	-	338
16/10/2025	348	-	348	16/10/2025	294	-	294
17/10/2025	302	-	302	17/10/2025	165	-	165
20/10/2025	360	-	360	20/10/2025	297	-	297
21/10/2025	389	41	430	21/10/2025	319	-	319
22/10/2025	417	-42	375	22/10/2025	336	-76	260
23/10/2025	364	-47	317	23/10/2025	310	-70	240
24/10/2025	320	-65	255	24/10/2025	191	-51	140
28/10/2025	389	-20	369	28/10/2025	296	-	296
29/10/2025	415	-15	400	29/10/2025	334	-	334
30/10/2025	364	-	364	30/10/2025	303	-	303
31/10/2025	320	-	320	31/10/2025	183	-	183
03/11/2025	368	-18	350	03/11/2025	325	-23	302
04/11/2025	400	-23	377	04/11/2025	303	-13	290
05/11/2025	435	-23	412	05/11/2025	347	-10	337
06/11/2025	371	35	406	06/11/2025	305	-	305
07/11/2025	317	-	317	07/11/2025	210	-	210
17/11/2025	364	-11	353	17/11/2025	306	12	294
18/11/2025	390	-24	366	18/11/2025	298	6	292
19/11/2025	416	-24	392	19/11/2025	333	12	321

Diminuição de comensais por cancelamento de aula, viagem de campo, véspera de feriado, evento externo ou evento interno com lanche

Acréscimo dia do servidor público ou evento interno com solicitação e aprovação de refeição

Fonte: Autoria própria (2025).

APÊNDICE B - PRODUTO TÉCNICO

UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO DO MESTRADO PROFISSIONAL EM
POLÍTICAS PÚBLICAS E GESTÃO DA EDUCAÇÃO SUPERIOR - POLEDUC

MANUAL**Aplicação de técnicas de previsão de demanda em restaurante universitário**

Assunto: Produto técnico oriundo dos resultados da dissertação “Uso de técnicas de previsão de demanda para redução de sobras de alimentos em um restaurante universitário” pertencente ao Mestrado Profissional em Políticas Públicas e gestão da Educação Superior

KEIVA MARIA SILVA GOMES**PROF. DR. HERÁCLITO LOPES JAGUARIBE PONTES****FORTALEZA****2025**

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	03
2	PÚBLICO-ALVO DA PROPOSTA.....	03
3	OBJETIVOS.....	03
4	DIAGNÓSTICO E ANÁLISE DA SITUAÇÃO-PROBLEMA OU NECESSIDADE.....	04
5	PROPOSTA DE ATIVIDADES / INTERVENÇÃO.....	04
6	CONCLUSÃO.....	05
7	REFERÊNCIAS.....	06

RESUMO

Este manual apresenta um procedimento padronizado para a previsão de demanda de refeições no Restaurante Universitário da Universidade Federal do Ceará, campus de Crateús, com o objetivo de aprimorar o planejamento da produção e reduzir sobras alimentares. A proposta foi desenvolvida a partir da análise do comportamento da demanda, caracterizado por forte sazonalidade semanal, variações decorrentes do calendário acadêmico e diferenças estruturais entre almoço e jantar, que tornam o processo de estimação desafiador quando baseado apenas na experiência cotidiana. O manual destina-se aos gestores do RU, nutricionistas e profissionais das empresas terceirizadas responsáveis pela produção e distribuição das refeições. É apresentado o método Holt-Winters aditivo, identificado como o mais aderente ao padrão da demanda local, as orientações para sua aplicação semanal e o procedimento para interpretação e ajuste das previsões, incorporando informações ligadas a viagens, eventos e alterações no fluxo de comensais. O documento também detalha o uso da planilha automatizada desenvolvida para o RU, descrevendo etapas de alimentação dos dados, atualização do modelo e registro de ajustes. Além disso, oferece diretrizes para monitoramento das sobras com base no MAPE, permitindo identificar quando desvios decorrem de falhas na previsão ou de outras causas operacionais. Conclui-se que a aplicação da metodologia e a atualização contínua dos dados fortalecem o planejamento do RU, promovendo maior eficiência, padronização das rotinas e redução de desperdícios alimentares.

1. INTRODUÇÃO

O Restaurante Universitário (RU) da Universidade Federal do Ceará, campus de Crateús, é uma unidade destinada a oferecer refeições de qualidade à comunidade universitária atuando como serviço essencial de assistência estudantil, além de constituir um espaço de convivência e integração. O atendimento ocorre de segunda a sexta-feira onde são servidos almoço e jantar. A demanda varia conforme o calendário acadêmico, horários de aula, eventos institucionais e especificidades do funcionamento do campus, o RU trabalha no modelo de refeição transportada. A operação desse modelo de refeição exige planejamento preciso, pois erros de estimativa podem gerar tanto sobras alimentares quanto falta de refeições.

Diante desse cenário, o uso de técnicas de previsão de demanda baseadas em séries temporais tende a apoiar o planejamento da produção. A previsão permite ajustar a produção de maneira mais racional e reduzir a dependência exclusiva de percepções subjetivas, contribuindo para decisões mais consistentes e baseadas em evidências.

A adoção de um método de previsão adequado favorece impactos operacionais, econômicos e ambientais, ao reduzir desperdícios, otimizar o uso de insumos e alinhar o serviço a práticas sustentáveis. Este manual apresenta o procedimento padronizado para aplicação da técnica de Holt-Winters aditiva, identificada como a mais aderente ao comportamento da demanda do RU e estabelece orientações para sua utilização semanal pelos gestores.

2. PÚBLICO-ALVO DA PROPOSTA

Este manual destina-se prioritariamente aos responsáveis pelo planejamento da produção do Restaurante Universitário do campus de Crateús, que realizam diariamente o dimensionamento das refeições servidas no almoço e no jantar.

Também fazem parte do público-alvo os nutricionistas e profissionais das empresas terceirizadas responsáveis pela produção, transporte e distribuição das refeições, cuja atuação direta no processo operacional depende de estimativas precisas de demanda.

3. OBJETIVOS

O objetivo geral deste manual é orientar a aplicação prática procedimento padronizado para aplicação da técnica de Holt-Winters aditiva

Como objetivo específico este manual procura:

1. Descrever o método de previsão adotado, apresentando seus parâmetros e orientações para uso na rotina;
2. Estabelecer orientação para interpretação das previsões e realização de ajustes operacionais, considerando fatores externos e conhecimento técnico da gestão;
3. Oferecer recomendações para controle das sobras através do ajuste das previsões.

4. DIAGNÓSTICO E ANÁLISE DA SITUAÇÃO-PROBLEMA OU NECESSIDADE

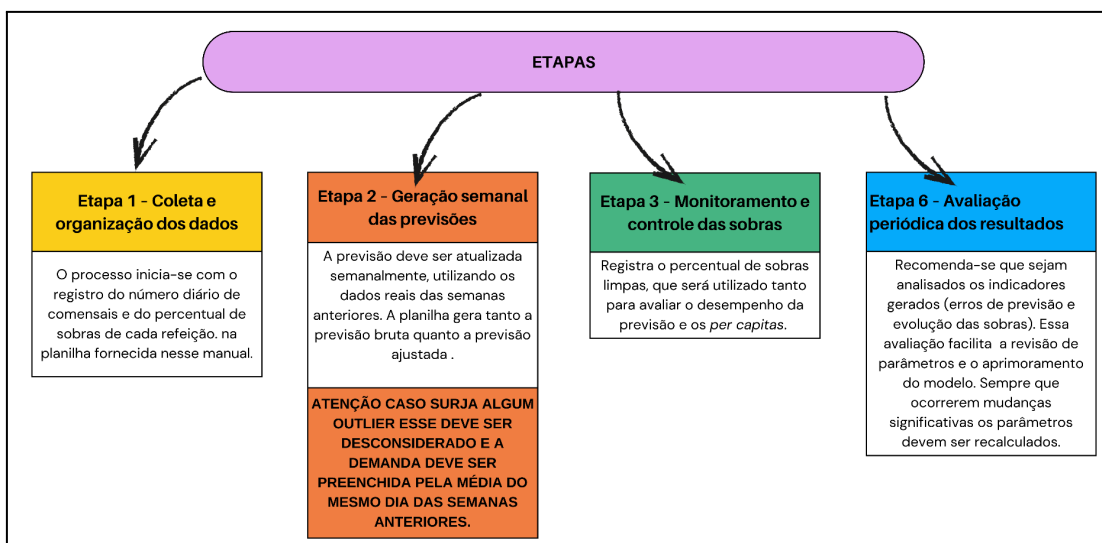
O Restaurante Universitário do campus de Crateús opera com grande variabilidade na quantidade diária de comensais, apresentando sazonalidade semanal, com maior fluxo de comensais no meio da semana e redução na sexta-feira, também são vistas vales e picos em períodos específicos relacionados ao calendário institucional. Essa oscilação dificulta o planejamento da produção e contribui para níveis elevados de sobras de alimentos, principalmente nos períodos finais de semestre e em dias com demanda atípica.

A ausência de um método padronizado de previsão de demanda resulta em decisões baseadas na experiência cotidiana. O diagnóstico também evidenciou que o jantar é mais sensível à variabilidade externa, como eventos estudantis, cancelamentos de aula e fluxos noturnos irregulares, o que torna a previsão ainda mais desafiadora. Os resultados esperados incluem redução gradual das sobras e maior previsibilidade na rotina

5. PROPOSTA DE ATIVIDADES / INTERVENÇÃO

O procedimento está estruturado em etapas sequenciais que garantem padronização, reprodutibilidade e fácil incorporação à rotina. A Figura 1 mostra as etapas do processo.

Figura 1 - Etapas do processo



Fonte: Elaborado pelo autor

O link da planilha é: <https://encurtador.com.br/wqyZ>

Inicialmente deve ser feito o download do arquivo e adicionado ao drive do RU, para evitar futuros contratempos. Todas as etapas descritas na figura 1 também estão na aba de orientações da planilha.

Posteriormente, devem ser inseridos os parâmetros do modelo (α , β e γ), bem como o período sazonal, configurado como cinco dias, correspondente aos dias de funcionamento do RU. Esses valores devem ser registrados nas células destinadas a esse fim, de modo que todas as fórmulas da planilha possam utilizá-los automaticamente.

Em seguida, devem ser preenchidos os dados de data, dia da semana (de 1 a 5) e demanda real na tabela principal. O modelo exige um conjunto inicial de valores para iniciar os cálculos, de modo que os cinco primeiros dias da série são usados para calcular o nível inicial, a tendência inicial e os fatores sazonais iniciais. Esses valores iniciais são fundamentais para permitir que o método se desenvolva corretamente nas linhas seguintes.

Após a etapa de inicialização, o modelo passa a operar de forma recursiva: a partir do sexto dia útil, cada nova linha da tabela calcula automaticamente o nível, a tendência, o fator sazonal e a previsão do dia, sempre utilizando os valores calculados na linha imediatamente anterior e o fator sazonal correspondente ao mesmo dia da semana do ciclo anterior.

A atualização da planilha deve ser feita semanalmente, sempre após o encerramento dos cinco dias de funcionamento do RU. Deve-se registrar a demanda real da semana que terminou. Imediatamente, os valores de nível, tendência e sazonalidade são recalculados para todos os dias correspondentes. Uma vez atualizados os componentes da suavização, torna-se necessário descer as fórmulas das colunas de nível, tendência, sazonalidade e previsão para as

cinco linhas seguintes. Esse processo mantém a continuidade da planilha, garantindo que o modelo gere automaticamente as previsões para o próximo ciclo de trabalho.

A coluna Ajuste deve ser utilizada sempre que houver eventos conhecidos pela gestão que alteram temporariamente o número esperado de comensais. Exemplos incluem viagens acadêmicas, eventos institucionais que concentrem estudantes fora do campus ou, ao contrário, ocasiões que aumentem a concentração de discentes no campus. Nesses casos deve-se inserir manualmente, na linha correspondente ao dia afetado, o valor absoluto referente ao acréscimo ou redução esperada. Assim, quando um grupo de 40 estudantes estiver em viagem, por exemplo, registra-se “- 40”; quando houver previsão de aumento de 20 comensais devido a um evento, registra-se “20”.

A coluna Previsão Ajustada aplica automaticamente esse valor à previsão estatística gerada pelo modelo Holt-Winters. Dessa forma, o valor final utilizado no planejamento da produção combina a previsão quantitativa do modelo com o conhecimento operacional da gestão, resultando em uma estimativa mais fiel às condições reais do dia.

Quanto às sobras, essas devem ser controladas de acordo com o MAPE, sempre que as sobras estiverem elevadas e o MAPE baixo, significa que o problema não é a previsão, e por isso, deve-se buscar a causa do problema e realizar ações corretivas a fim da redução das sobras. Quando ambos estiverem elevados, deve-se ajustar as previsões a fim de diminuir o erro das estimativas.

6. CONCLUSÃO

Este manual foi desenvolvido com o propósito de oferecer ao RU um instrumento prático, padronizado e acessível para apoiar o planejamento da produção de refeições, contribuindo para a redução de sobras e para o uso mais eficiente dos recursos.

A proposta apresentada integra a compreensão do comportamento da demanda, permitindo identificar padrões sazonais e variações semanais; utilização de uma ferramenta estruturada de previsão, que auxilia no cálculo do número esperado de comensais; e padronização de rotinas operacionais.

Por fim, reforça-se que a eficácia da proposta depende de seu uso sistemático e da atualização permanente dos dados registrados. O manual fornece as bases e os procedimentos necessários, mas o acompanhamento atento da equipe é fundamental.

REFERÊNCIAS

- DA CRUZ, A. B. Comparação entre modelos de previsão de demanda: estudo de caso de um restaurante de comida japonesa. **REMAT: Revista Eletrônica da Matemática**, [S. l.], v. 2, n. 2, p. 180-197, 2016. Disponível em: <https://periodicos.ifrs.edu.br/index.php/REMAT/article/view/1293>. Acesso em 19 nov. 2025.
- MENEGHINI, M. *et al.* Ajuste de previsão de demanda quantitativa com base em fatores qualitativos: estudo de caso em um restaurante fast food. **Sistemas & Gestão**, [S. l.]. v. 13, n. 1, p. 68-80, 2018.
- OLIVEIRA, V. A. de; SANTOS, V. M.. Previsão de demanda por decomposição clássica de série temporal em um restaurante universitário. In: ENCONTRO NACIONAL DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO, 45., 2025, Natal. **Anais [...]**. Natal, 2025.
- RAGSDALE, C. T. **Modelagem de planilha e análise de decisão: uma introdução prática a business analytics**. 3. ed. Porto Alegre: +A Educação - Cengage Learning Brasil, 2021. *E-book*. Disponível em: <https://app.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788522128303/>. Acesso em: 22 out. 2025.