

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
FACULDADE DE ECONOMIA
GRADUAÇÃO EM ECONOMIA**

Lázaro Cordeiro Silva

**Modelo de previsão de faturamento para otimização do planejamento
financeiro no setor de churrascarias: Um estudo de caso**

Juiz de Fora
2024

Lázaro Cordeiro Silva

Modelo de previsão de faturamento para otimização do planejamento financeiro no setor de churrascarias: Um estudo de caso

Monografia apresentada pelo acadêmico Lázaro Cordeiro Silva ao curso de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Juiz de Fora, como requisito para a obtenção do título de Bacharel em Ciências Econômicas.

Orientador: Dr. Alexandre Zanini

Juiz de Fora

2024

Ficha catalográfica elaborada através do programa de geração automática da Biblioteca Universitária da UFJF, com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

Cordeiro Silva, Lázaro.

Modelo de previsão de faturamento para otimização do planejamento financeiro no setor de churrascarias: Um estudo de caso / Lázaro Cordeiro Silva. -- 2024.

51 p.

Orientador: Alexandre Zanini

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Juiz de Fora, Faculdade de Economia, 2024.

1. Séries Temporais. 2. Modelagem Preditiva. 3. Planejamento Financeiro . I. Zanini, Alexandre , orient. II. Título.



UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
REITORIA - FACECON - Depto. de Economia

FACULDADE DE ECONOMIA / UFJF

ATA DE APROVAÇÃO DE MONOGRAFIA II (MONO B)

Na data de 02/07/2024, a Banca Examinadora, composta pelos professores

1 – Alexandre Zanini - orientador; e

2 – Rogério Silva de Mattos,

reuniu-se para avaliar a monografia do acadêmico **LÁZARO CORDEIRO SILVA**, intitulada: **MODELO DE PREVISÃO DE FATURAMENTO PARA OTIMIZAÇÃO DO PLANEJAMENTO FINANCEIRO NO SETOR DE CHURRASCARIAS: UM ESTUDO DE CASO.**

Após primeira avaliação, resolveu a Banca sugerir alterações ao texto apresentado, conforme relatório sintetizado pelo orientador. A Banca, delegando ao orientador a observância das alterações propostas, resolveu **APROVAR** a referida monografia.

ASSINATURA ELETRÔNICA DOS PROFESSORES AVALIADORES



Documento assinado eletronicamente por **Alexandre Zanini, Professor(a)**, em 02/07/2024, às 18:49, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



Documento assinado eletronicamente por **Rogério Silva de Mattos, Professor(a)**, em 02/07/2024, às 19:06, conforme horário oficial de Brasília, com fundamento no § 3º do art. 4º do [Decreto nº 10.543, de 13 de novembro de 2020](#).



A autenticidade deste documento pode ser conferida no Portal do SEI-Ufjf (www2.ufjf.br/SEI) através do ícone Conferência de Documentos, informando o código verificador **1846095** e o código CRC **DA7D65FD**.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer a Deus por sua graça salvadora e por sua bondade infinita. Só foi possível construir este trabalho pois as misericórdias d'Ele se renovam todos os dias.

Agradeço aos meus pais por sempre estarem comigo em todas as ocasiões, pelo esforço que sempre tiveram, pelo suporte, por todos os valiosos ensinamentos e pelo exemplo que são para mim. Além disso, agradeço por terem tornado tudo isso possível a partir de muito trabalho e fé em Deus.

Também gostaria de agradecer aos meus irmãos, com os quais pude aprender muito, de várias formas. Agradeço por serem uma fonte de motivação para mim, por todos os momentos que passamos e pelas conversas que tivemos.

Ao professor Dr. Alexandre Zanini, por ter sido um dos responsáveis por me apresentar a área do curso de Ciências Econômicas pela qual mais me interessei, e por toda disposição que sempre teve para ajudar.

Ao professor Dr. Paulo César Coimbra, por ter feito com que eu me situasse no curso por meio de sua disciplina de Ciência de Dados, e por sempre ter demonstrado interesse em transmitir a importância e capacidade deste tipo de conhecimento.

Ao professor Dr. Rogério Silva de Mattos pelas proveitosas aulas de Aprendizado de Máquina e por sempre transmitir conhecimento com uma didática excelente.

RESUMO

O presente trabalho tem como objetivo principal a análise e a construção de um modelo de previsão para o faturamento mensal da Churrascaria Cordeiro Grill. Nesse ínterim, utiliza-se a análise de séries de tempo para encontrar uma estrutura matemático-estatística que seja capaz de esquematizar o processo de previsão, de forma a buscar auxiliar na elaboração de um planejamento financeiro para a empresa. A fim de fundamentar o trabalho, foi realizado uma análise sobre a empresa, bem como sobre planejamento financeiro e a situação das micro e pequenas empresas no Brasil. O estudo desenvolvido consistiu em investigar e aplicar alguns métodos de análise de dados que podem ser utilizados como ferramentas prospectivas para a fundamentação do planejamento financeiro desta firma. A base de dados históricos do faturamento mensal compreende o período de janeiro de 2017 a fevereiro de 2024. A partir da utilização do método de Box & Jenkins, selecionado após comparação de métodos, foi possível gerar previsões com bom poder explicativo e com níveis de erro controlados. Dessa forma, conclui-se que a utilização do método matemático-estatístico para a geração de previsões de receita pode auxiliar na elaboração do planejamento financeiro do empreendimento. Sugere-se a realização de análises adicionais sobre outras variáveis que possam influenciar o faturamento mensal, como fatores típicos da cidade na qual a empresa se localiza, bem como dados referentes aos consumidores, de tal forma que o planejamento financeiro torne-se mais acurado.

Palavras-chave: Análise de dados, modelo de previsão, séries temporais, Churrascaria Cordeiro Grill, planejamento financeiro.

ABSTRACT

The present study aims to analyze and build a forecasting model for the monthly revenue of Churrascaria Cordeiro Grill. In this interim, time series analysis is used to find a mathematical-statistical structure capable of schematizing the forecasting process, aiming to assist in the development of a financial plan for the company. To underpin the work, an analysis of the company, as well as financial planning and the situation of micro and small enterprises in Brazil, was carried out. The developed study consisted of investigating and applying some data analysis methods that can be used as prospective tools for the foundation of the financial planning of this firm. The historical data set of monthly revenue covers the period from January 2017 to February 2024. By using the Box & Jenkins method, selected after comparing methods, it was possible to generate forecasts with good explanatory power and controlled error levels. Thus, it is concluded that the use of mathematical-statistical method for generating revenue forecasts can assist in the development of the enterprise's financial planning. It is suggested to conduct additional analyses on other variables that may influence monthly revenue, such as typical factors of the city where the company is located, as well as consumer data, so that financial planning becomes more accurate.

Keywords: Data analysis, forecasting model, time series, Churrascaria Cordeiro Grill, financial planning.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Procedimento de out-of-sample rolling evaluation	38
Figura 2 - Faturamento Mensal Churrascaria Cordeiro Grill - jan-2017 a fev-2024	40
Figura 3 - Função de Autocorrelação do Erro - MBJ	43
Figura 4 - Previsões de Faturamento Mensal da Churrascaria Cordeiro Grill.....	44

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Análise In-Sample e Out-Of-Sample.....	41
Tabela 2 - Parâmetros Estimados e Significância - MBJ	42
Tabela 3 - Previsões de Faturamento Mensal da Churrascaria Cordeiro Grill - MBJ ...	44

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

SEBRAE	Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas
MPE	Micro e Pequenas Empresas
ASN	Agência SEBRAE de Notícias
CNAE	Classificação Nacional das Atividades Econômicas
MAE	Método de Amortecimento Exponencial
MBJ	Metodologia Box & Jenkins
SARIMA	Seasonal AutoRegressive Integrated Moving Average
ARIMA	AutoRegressive Integrated Moving Average
FAC	Função de Autocorrelação do Erro
FACP	Função de Autocorrelação Parcial do Erro
MAPE	Mean Absolute Percentual Error
MAD	Mean Absolute Deviation
GMRAE	Geometric Mean Relative Absolute Error
PDV	Ponto de Venda
ABRASEL	Associação Brasileira de Bares e Restaurantes

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	10
2. REVISÃO DE LITERATURA	13
2.1 PREVISÃO DE FATURAMENTO	13
2.2 PLANEJAMENTO FINANCEIRO	15
2.3 A CHURRASCARIA CORDEIRO GRILL	20
3. METODOLOGIA	22
3.1 MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL (MAE)	22
3.1.1 DESCRIÇÃO E ATUALIZAÇÃO PARAMÉTRICA	22
3.1.2 EQUAÇÕES DE PREVISÃO	30
3.2. MODELOS BOX & JENKINS (MBJ)	31
3.2.1. FUNDAMENTO TEÓRICO	31
3.2.2 METODOLOGIA BOX & JENKINS	33
3.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MODELO DE PREVISÃO	35
3.3.1 MAD (MEAN ABSOLUTE DEVIATION)	36
3.3.2 MAPE (MEAN ABSOLUTE PERCENTUAL ERROR)	36
3.3.3. COEFICIENTE DE EXPLICAÇÃO AJUSTADO (R^2 AJUSTADO)	37
3.3.4 ANÁLISE RECURSIVA FORA DA AMOSTRA (OUT-OF-SAMPLEROLLING EVALUATION)	37
3.3.5 GMRAE (GEOMETRIC MEAN RELATIVE ABSOLUTE ERROR)	39
4. ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS	40
4.1 COMPETIÇÃO DE MÉTODOS	40
4.2 RESULTADOS	42
5. CONCLUSÃO	46
REFERÊNCIAS	48

1. INTRODUÇÃO

De acordo com o SEBRAE, em 2018 existiam cerca de 6,3 milhões de estabelecimentos classificados como micro e pequenas empresas, isto é, empresas que possuem faturamento bruto anual de 360 mil a 3,6 milhões de reais (Lei Complementar 139, 2011).

Dadas as proporções da participação das micro e pequenas empresas (MPE) no mercado brasileiro, observa-se que grande parte do PIB é movimentado nesse sentido. Como fonte de comprovação, é possível identificar que as MPEs foram responsáveis por 30% do produto interno bruto em 2023 (ASN, 2023), número substancial que justifica a análise desse setor em constante crescimento. Mais especificamente, verifica-se, também, no que se refere às micro e pequenas empresas, que o setor de comércio gerou cerca de 38,5 mil empregos em agosto de 2023, sendo 8,5 mil destas novas vagas abertas por restaurantes e outros estabelecimentos de serviços de alimentação e bebidas (CNAE, 2023).

Apesar do crescimento das MPEs, é válido ressaltar que a taxa de mortalidade das microempresas é substancialmente elevada, de tal forma que cerca de 22% acaba fechando num intervalo de 5 anos (SEBRAE, 2023). Levando em consideração tais informações, é nítido que pequenas e microempresas enfrentam grandes dificuldades em suas atividades, o que torna útil a razão de ser deste trabalho, que visa propor um modelo de previsão para o faturamento de uma MPE, objetivando dar suporte ao seu planejamento financeiro.

Dentre outros fatores, uma das grandes causas da alta taxa de mortalidade de negócios no Brasil, sobretudo no que tange às MPEs é a falta de um planejamento financeiro adequado (SEBRAE, 2023). Nesse sentido, levando em consideração os números levantados, é importante que um gerenciamento e planejamento financeiro sejam executados corretamente, a fim de garantir não somente a sobrevivência das empresas, mas também seu crescimento e desenvolvimento.

Uma das principais aspirações de um planejamento financeiro é guiar as atividades da empresa no futuro por meio da antecipação de determinados movimentos em sua atividade produtiva ou em seu faturamento. Sendo assim, é

possível estipular metas e analisar a evolução dos dados históricos da organização. Tal fato é exemplificado conforme assevera Lemes (2002, p.243):

O planejamento financeiro direciona a empresa e estabelece o modo pelo qual os objetivos financeiros podem ser alcançados. Um plano financeiro é, portanto, uma declaração do que deve ser feito no futuro. Em sua maioria, as decisões numa empresa demoram bastante para serem implantadas. Numa situação de incerteza, isso exige que as decisões sejam analisadas com grande antecedência.

Assim sendo, o presente trabalho propõe-se a analisar os dados históricos referentes a uma churrascaria (classificada como microempresa) a fim de elaborar um planejamento financeiro sólido por meio do estudo dos dados históricos de faturamento bem como sua projeção através de um modelo estatístico.

A churrascaria Cordeiro Grill, localizada em Teixeira de Freitas, na Bahia, teve sua inauguração em dezembro de 2016. Desde então, superou várias dificuldades em sua trajetória. Enfrentando uma concorrência bem consolidada no mercado, a empresa apresentou oscilações marcantes em seu faturamento até o primeiro trimestre de 2017. No entanto, sua maior dificuldade deu-se no período de pandemia, em que suas atividades foram sobremaneira restritas. Após o término das limitações provenientes do período pandêmico, faz-se cada vez mais necessário a elaboração de um planejamento financeiro que delimite as possibilidades futuras de desenvolvimento e ampliação da empresa.

Nesse sentido, o presente trabalho visa estudar a evolução dos dados de faturamento da referida churrascaria, objetivando estimar modelos estatísticos e promovendo-se uma competição entre eles, com vistas a escolher o melhor que será utilizado para o cálculo das previsões

O objetivo geral deste trabalho é subsidiar o planejamento financeiro de uma MPE através da estimação de um modelo matemático-estatístico que seja capaz de prever o nível de faturamento da churrascaria Cordeiro Grill a partir da série histórica de seu faturamento. Pretende-se valer do aparato de modelagem estatística a fim de identificar as tendências expressas nos dados e, dessa forma, construir um planejamento financeiro sólido, cujas bases residam na projeção das vendas futuras. Os objetivos específicos compreendem etapas adjacentes à construção de um modelo estatístico para sustentar o planejamento financeiro da churrascaria. Dentre tais etapas, destacam-se a extração dos dados a partir dos sistemas transacionais da

empresa; a elaboração de uma base de dados contendo as vendas mensais da empresa; bem como a realização de previsões de faturamento para os próximos períodos. No que diz respeito a esta última etapa, também é considerado um objetivo específico do trabalho utilizar 2 modelos a fim de comparar suas previsões, e, principalmente, sua capacidade de generalização, uma vez que deseja-se extrapolar as previsões para fora da amostra, de tal forma que seja possível gerar valor por meio da sustentação do processo de tomada de decisão no alicerce matemático-estatístico. A saber, o trabalho utilizará o Método de Amortecimento Exponencial (MAE)¹ e a Metodologia Box & Jenkins (MBJ)².

Para complementar esta introdução (primeiro capítulo), a estrutura do presente trabalho é a seguinte: No segundo capítulo, será feita uma revisão bibliográfica com o objetivo de referenciar os trabalhos já existentes no que tange à utilização de modelagem preditiva como instrumento de previsão de faturamento. Ainda neste capítulo, há a necessidade da contextualização do planejamento financeiro e sua relevância para as MPEs, com ênfase na Churrascaria Cordeiro Grill. Nesse sentido, serão tratados aspectos basilares do presente trabalho, como a associação entre previsão de faturamento e planejamento financeiro. Por fim, o capítulo 2 ainda conta com uma breve explanação das atividades e história da Churrascaria Cordeiro Grill. O terceiro capítulo abordará a metodologia de análise de séries temporais empregada na modelagem dos dados. No quarto capítulo, ocorrerá a análise dos dados e a apresentação dos resultados alcançados. Finalmente, o quinto capítulo será dedicado às conclusões.

¹ Montgomery & Johnson (1990).

² Box & Jenkins (1994)

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 PREVISÃO DE FATURAMENTO

Em primeiro lugar, é importante ressaltar o papel da abordagem de previsão de faturamento no mundo empresarial contemporâneo. A esse respeito, é possível observar que, conforme Teixeira (2014), em razão de todos os processos de uma empresa serem afetados mediante o fluxo de vendas, a abordagem preditiva se faz necessária, ora em virtude do alinhamento das atividades produtivas com a demanda de mercado, ora em decorrência da concorrência no setor. Nesse sentido, é importante que o arcabouço matemático-estatístico seja utilizado como base para todo o procedimento de planejamento financeiro.

Nesse sentido, é indispensável que seja feito um levantamento da bibliografia produzida até então. Esta etapa se faz necessária em virtude do maior entendimento de como a problemática de previsão de faturamento geralmente é solucionada. Sendo assim, busca-se fontes de comparação das técnicas utilizadas, bem como o nível de desempenho preditivo que estas apresentaram.

Levando em consideração a bibliografia existente acerca da temática que abrange modelagem preditiva num contexto empresarial, sobretudo no que se refere à coordenação das atividades de uma empresa por meio de antecipações no nível de vendas, destaca-se o trabalho de Moraes, Nargano e Melo (2002) em que é utilizada uma rede neural, o *Multilayer Perceptron*, conjuntamente com a técnica de *back propagation* a fim de mitigar os erros das previsões. Nesse sentido, o trabalho desenvolvido pelos autores teve como objetivo prever o faturamento do setor de varejo e atingiu o que foi proposto. No entanto, dado o uso de uma rede neural artificial, ocorreram limitações no que diz respeito a capacidade de interpretação do modelo.

De forma adicional, outro trabalho que se debruçou sobre a utilização de um modelo matemático-estatístico para prever o faturamento mensal de uma empresa atacadista foi o descrito por Soares (2019), em que foram empreendidos esforços em identificar um modelo SARIMA, testando várias ordens de acordo com o prosseguimento do estudo. Nesse sentido, o autor teve como um de seus principais objetivos identificar e analisar as tendências e sazonalidade que a série histórica apresentou. Ao final do trabalho, foi possível que o autor avaliasse os modelos estimados em função do erro percentual médio absoluto (MAPE), métrica que

contribui eficazmente para um adequado diagnóstico de desempenho, uma vez que demonstra o erro das previsões tendo em vista a escala de valores da série histórica. Após a etapa de avaliação, o trabalho de Soares (2019) concluiu o objetivo proposto.

Outro projeto que se destaca na área de previsão de faturamento é o desenvolvido por Alves *et al* (2013), em que também redes neurais artificiais são empregadas a fim de prever um intervalo de confiança para o nível de vendas de uma empresa do setor varejista. Neste trabalho, dada a dificuldade de disponibilidade de dados, foram utilizadas as redes de Kohonen (*Self-Organizing Maps*) a fim de produzir *clusters* com os dados coletados. Após este procedimento, aplicou-se o *Multilayer Perceptron*, que, de acordo com os autores, gerou um bom desempenho.

Além disso, outro trabalho que se destaca na projeção de faturamento é o elaborado por Esposito (2022). Neste estudo foi utilizada a metodologia do Método de Amortecimento Exponencial (MAE) com o objetivo de construir previsões de faturamento para um ponto de venda (PDV) a fim de auxiliar o processo de tomada de decisão da empresa em questão. Tendo em consideração a recente publicação deste material, bem como a metodologia adotada, é possível referenciar o projeto de previsão de faturamento da churrascaria Cordeiro Grill de maneira ímpar.

De forma geral, observa-se que trabalhos que utilizaram a metodologia de redes neurais artificiais possuem benefícios no que diz respeito à adesão ao processo gerador dos dados, uma vez que, em razão de haver capacidade do manuseio de relações não lineares, existe uma maior assertividade no que tange às previsões. No entanto, outro fator a se considerar é que outras metodologias, como o Método de Amortecimento Exponencial (MAE) ou a Metodologia Box & Jenkins (MBJ) possuem proveito no que diz respeito à capacidade de interpretação do modelo estatístico-matemático construído, que, por possuir caráter paramétrico, tem a capacidade de enriquecer a análise com informações acerca da relação entre as variáveis preditoras e a variável dependente.

Além dos trabalhos mencionados, de forma a fundamentar e referenciar o presente estudo, é necessário enfatizar projetos que tiveram como objetivo prever o nível de faturamento de determinadas empresas. Nesse ínterim, é relevante mencionar a pesquisa de Nascimento (2022), que teve como propósito a construção de um plano financeiro para uma empresa de moda do setor varejista. O autor utilizou de modelos matemático-estatísticos, como o Método de Amortecimento Exponencial, para projetar as vendas futuras da empresa, possibilitando a razão de ser do trabalho.

Levando em consideração o exposto por Medeiros (2022), torna-se evidente o papel da análise de dados, sobretudo no que tange à projeção de faturamento. A autora, por meio de um estudo de caso que teve como base os dados de faturamento de uma padaria, demonstrou que a utilização de métodos sofisticados no que diz respeito à previsão é ferramenta importante para minimizar incertezas provenientes do fluxo de mercado, o que constitui uma técnica de planejamento de mercado.

Em suma, a revisão dos trabalhos mencionados ressalta a relevância da aplicação de métodos de apoio à decisão e modelos matemático-estatísticos na projeção de faturamento de empresas. Assim sendo, a conjugação de tais pesquisas, além de tornar evidente a eficácia das ferramentas analíticas para projetar e compreender o desempenho financeiro empresarial, é crucial para fundamentar o presente estudo referente à aplicação de métodos matemático-estatísticos para a projeção de faturamento da Churrascaria Cordeiro Grill.

2.2 PLANEJAMENTO FINANCEIRO

Num primeiro momento é válido elucidar a definição de planejamento de acordo com a literatura:

Planejamento é o processo de estabelecer objetivos ou metas, determinando a melhor maneira de atingi-las. O planejamento estabelece o alicerce para as subsequentes funções de organizar, liderar e controlar, e por isso é considerado função fundamental do administrador.
(LEMES JÚNIOR, RIGO E CHEROBIM, 2016 P.418).

Diante disso, é importante destacar que o processo de planejamento financeiro quando associado à modelagem preditiva torna possível a otimização dos resultados. Isso ocorre pois, conforme Lemes Júnior, Rigo e Cherobim (2016), o planejamento financeiro pode ser entendido como sendo um processo de definição de objetivos, bem como de fixação de padrões para avaliação do desempenho desse plano. Sendo assim, conforme se utiliza o arcabouço estatístico-matemático para projetar o nível de faturamento, é nítido que se torna possível obter um procedimento assertivo para definição de quais objetivos são possíveis, respeitando o intervalo de confiança das previsões feitas.

Nessa mesma perspectiva, os autores asseveram que o planejamento financeiro dispõe de ganhos em virtude do avanço da tecnologia no campo da informática, uma vez que este fator permite uma ampla análise de abordagens de projeções, tendo em vista que viabiliza a simulação de múltiplos cenários.

A informática trouxe muitas facilidades para as atividades relacionadas ao planejamento econômico-financeiro, permitindo, com grande rapidez e níveis ótimos de detalhes, simulações de resultados decorrentes de inúmeras alternativas do planejamento da empresa, e possibilitando, em tempo real, conhecer reflexos financeiros de decisões propostas em análise. (LEMES JÚNIOR, RIGO E CHEROBIM, 2016 P.419).

Dessa forma, ao utilizar-se de diferentes métodos de previsão, como o Método de Amortecimento Exponencial (MAE) ou a Metodologia Box & Jenkins (MBJ), é possível projetar alternativas de planejamento diferentes, de forma a contribuir para a análise. Nesse sentido, dispondo de projeções distintas, a empresa pode definir metas correspondentes ao nível de faturamento esperado a fim de realizar determinados investimentos, ou elevar o patamar de suas reservas para períodos futuros.

Para Gitman (2006), o planejamento financeiro é indispensável para que a empresa possa alcançar seus objetivos, uma vez que este promove orientação para as decisões tomadas pela organização. Nesse sentido, o autor ainda pontua que existem dois tipos de planejamento financeiro: estratégicos e operacionais. De acordo com o economista, enquanto os planos estratégicos levam em consideração a análise das medidas de caráter financeiro tomadas pela empresa num horizonte de longo prazo, os planos operacionais, ou de curto prazo, concentram-se na previsão de vendas e no orçamento de caixa.

O ingrediente básico do processo de planejamento financeiro de curto prazo é a previsão de vendas da empresa, de seu faturamento em um período, normalmente preparada pelo departamento de marketing. Com base na previsão de vendas, o administrador financeiro estima os fluxos mensais de caixa que tenderão a resultar dos recebimentos projetados e dos gastos relacionados à produção, aos estoques e às vendas. Ele também pode determinar o nível necessário de ativos permanentes e o montante de financiamento, se for o caso, que poderá ser exigido para sustentar o nível previsto de vendas e produção. (GITMAN, 2006 P.94).

Diante dessa abordagem, é possível demonstrar a necessidade do planejamento financeiro, sobretudo de cunho operacional, no que se refere à sobrevivência da empresa num mercado altamente competitivo. Isso ocorre

principalmente em função da possibilidade de uma alocação de recursos de forma substancialmente mais eficiente, uma vez que, dadas as restrições orçamentárias da empresa, aumentar o nível de satisfação do cliente por meio do gerenciamento de recursos relativos à estoque e despesas com pessoal é imprescindível.

Gitman (2006) ainda assevera que o planejamento financeiro operacional pode resultar de previsões internas, externas, ou da combinação das duas. A definição de cada tipo está relacionada à natureza dos dados utilizados, de tal forma que, enquanto a previsão externa abrange variáveis relativas à situação econômica, de forma exógena, a previsão interna baseia-se na própria estrutura produtiva da empresa. Neste trabalho, são abordadas previsões internas, uma vez que os modelos utilizados se beneficiam de análises auto projetivas.

De forma adicional, Gitman (2006) ainda define a problemática da necessidade de financiamento e do orçamento de caixa em função da estimativa do volume de vendas para determinado período, isto é, se ocorrerá excedente de faturamento ou de gastos. Diante disso, com o objetivo de mitigar o nível de incerteza das previsões, o autor sugere que sejam realizadas diferentes abordagens nesse sentido.

Além de estimar cuidadosamente os dados de entrada para o orçamento de caixa, há duas maneiras de lidar com a incerteza associada ao orçamento de caixa. Uma delas é elaborar diversos orçamentos de caixa, baseados em previsão pessimista, mais provável e otimista. A partir dessa dispersão de fluxos de caixa, o administrador financeiro pode determinar o volume de financiamento necessário para cobrir a situação mais desfavorável possível. O uso de vários orçamentos de caixa, baseados em premissas diferentes, também deve oferecer uma noção do risco das diversas alternativas. (GITMAN, 2006 P.100).

Diante dessa assertiva, é possível traçar um paralelo com o apregoado por Granger (1980) no que se refere à melhoria em desempenho preditivo proveniente da combinação da previsão de modelos distintos. Nesse sentido, indo ao encontro da assertiva de Gitman (2006), é possível combinar a previsão de modelos diferentes conforme se adotam circunstâncias representantes de condições exógenas distintas.

Para Brealey e Myers (2010), o processo de planejamento financeiro de longo prazo não é contemplado apenas por técnicas de previsão. Nesse sentido, os autores asseveram que enquanto os modelos preditivos são centrados em antecipar o resultado mais provável, a atividade de planejamento financeiro, como um todo, abrange, também, as possibilidades de eventos exógenos que são menos prováveis. Tal procedimento é fundamentado na premissa de que modelos preditivos nem

sempre podem gerar desempenho de altíssima eficiência num cenário real. Sendo assim, a fim de evitar surpresas, se preparando, por exemplo, para situações em que a previsão de faturamento pontual está abaixo do limite inferior do intervalo de confiança, os autores reforçam a necessidade de atenção a situações adversas, de forma que possa haver capacidade de enfrentamento de acontecimentos inesperados.

Companies have developed a number of ways of asking “what-if” questions about both individual projects and the overall firm. For example, managers often work through the consequences of their decisions under different scenarios. One scenario might envisage high interest rates contributing to a slowdown in world economic growth and lower commodity prices. A second scenario might involve a buoyant domestic economy, high inflation, and a weak currency. The idea is to formulate responses to inevitable surprises. (BREALEY E MYERS, 2010 P.744)

Dessa forma, dada a semelhança da contribuição de Brealey e Myers (2010) com o exposto por Gitman (2006) no que diz respeito às previsões considerando diferentes cenários, a fim de mitigar a incerteza do orçamento de caixa, os primeiros trazem considerações a respeito da restrição orçamentária que a empresa enfrenta no momento das previsões. Nesse viés, Brealey e Myers (2010) destacam que é indispensável atentar-se para as consequências que determinadas previsões podem gerar sobre a estrutura produtiva da empresa. Os autores ilustram tal situação com uma previsão de crescimento de 25% para determinada empresa, que corroboraria na tomada de empréstimos para que tal crescimento, de fato, pudesse se concretizar. Dessa forma, Bealey e Myers (2010) pontuam que os planos financeiros também têm como objetivo assegurar que os objetivos da empresa estejam em harmonia com sua capacidade produtiva.

Ainda acerca dos planejamentos financeiros de longo prazo, Lemes Júnior, Rigo e Cherobim (2016) endossam sua necessidade de execução, mesmo que, de acordo com os autores, ao se tratar de um horizonte temporal maior, o padrão de detalhamento das previsões diminua em face do elevado nível de incerteza.

As grandes mudanças ocorridas no mundo, principalmente a partir da internacionalização das finanças, são fatores complicadores do planejamento de longo prazo, dado o alto grau de incerteza das expectativas econômicas do futuro. No entanto, a percepção do futuro que se aproxima é sempre melhor quanto mais vezes realizamos planos sobre ele. As expectativas ou projeções para daqui a dez anos serão, certamente, muito diferentes da realidade da época. Porém, se efetuarmos projeções durante os nove anos que antecedem o décimo ano, certamente quando chegarmos a ele, as projeções serão muito melhores do que se começássemos a projetá-lo no decorrer do ano que antecede o décimo ano. (LEMES JÚNIOR, RIGO E CHEROBIM, 2016 P.419).

De forma adicional, no que diz respeito à aplicação de modelos preditivos a fim de construir estratégias de planejamento financeiro, é possível destacar o exposto por Nascimento (2022), o qual trata acerca da elaboração de um modelo preditivo capaz de fundamentar o processo de tomada de decisão numa empresa varejista no ramo de moda, bem como visa estabelecer diretrizes sólidas para a possibilidade de um planejamento financeiro nesta organização. A esse respeito, o autor utiliza-se da metodologia do Método de Amortecimento Exponencial e ressalta a necessidade de inclusão de um maior volume de dados por meio do processo de constante atualização das bases.

Ademais, outro trabalho que contempla o processo de construção de modelos matemático-estatísticos para formulação de um planejamento financeiro é o proposto por Medeiros (2022). Neste estudo, também ocorre análise e projeção com base em dados indexados no tempo. Durante a construção do modelo, a autora elabora um procedimento de comparação de modelos e, após selecionar o Modelo de Holt-Winters, conclui-se que este demonstrou substancial desenvolvimento em termos preditivos.

Ambos trabalhos se utilizam de uma das metodologias aplicadas no presente estudo, o Método de Amortecimento Exponencial. Sendo assim, é nítido que é possível encontrar respaldo na literatura a fim de prosseguir com a previsão de faturamento para a Churrascaria Cordeiro Grill, dado o objetivo de fundamentar um plano estratégico concernente ao seu planejamento financeiro.

Em segundo plano, também é pertinente citar outros trabalhos que abordam a mesma temática no que se refere a previsão de faturamento por meio de modelos matemático-estatísticos. A esse respeito destacam-se os trabalhos de Penha (2020) e Costa (2018). A partir do conjunto de obras referenciadas, é possível validar a

construção do presente estudo que possui como objetivo a projeção do nível de faturamento para uma empresa do ramo alimentício, a Churrascaria Cordeiro Grill.

2.3 A CHURRASCARIA CORDEIRO GRILL

A Churrascaria Cordeiro Grill foi fundada em dezembro de 2016, emergindo como uma extensão de um restaurante de propriedade familiar. Este estabelecimento antecessor foi encerrado para dar lugar à nova churrascaria, sinalizando o início de uma nova era nos negócios da família. Contudo, a transição para o ramo de churrascaria não foi desprovida de desafios, especialmente em virtude da ausência de experiência prévia no segmento.

Desde sua fundação, a Cordeiro Grill enfrentou diversos obstáculos, particularmente no que concerne ao domínio das operações específicas de uma churrascaria. Sem um conhecimento pré-estabelecido nesse ramo, a equipe teve de aprender e adaptar-se rapidamente para oferecer um serviço de excelência. Houve urgência, neste sentido, em virtude da churrascaria enfrentar uma concorrência já consolidada, cujos principais competidores detinham mais de quinze anos de experiência no mercado, exacerbando demasiadamente o nível de competição.

Um dos períodos mais desafiadores para a Cordeiro Grill ocorreu durante a pandemia de COVID-19. As medidas de isolamento social aplicadas pelos decretos estaduais impuseram uma regulação severa sobre o funcionamento da empresa. Em resposta a essas restrições, a Cordeiro Grill empreendeu esforços para expandir suas operações para o segmento de delivery. De acordo com dados da Associação Brasileira de Bares e Restaurantes (ABRASEL), em 2021 o mercado alimentício, em seu segmento de delivery, movimentou aproximadamente 35 bilhões de reais. No entanto, essa iniciativa encontrou obstáculos significativos nas atividades da churrascaria. A qualidade do produto entregue não correspondia plenamente à experiência proporcionada no local, e fatores culturais específicos da cidade de Teixeira de Freitas também dificultaram a ampla aceitação deste modelo de serviço.

Com o afrouxamento das restrições pandêmicas, houve a necessidade de se estruturar um controle de caixa para a empresa. Após o sistemático balanço das entradas e saídas da churrascaria, uma nova etapa mostrou-se fundamental, a construção de um planejamento financeiro sólido. Nesse sentido, o presente trabalho tem como objetivo criar um modelo de projeção de faturamento para a Churrascaria

Cordeiro Grill, tendo como base os dados históricos diários, agregados por meses, de dezembro de 2017 a fevereiro de 2024, utilizando métodos de análise estatística a fim de fundamentar o processo de estruturação e planejamento financeiro da empresa.

3. METODOLOGIA

No presente trabalho são utilizados dois métodos autoprojativos para analisar séries temporais: o Método de Amortecimento Exponencial e o Método de Box & Jenkins. Após a aplicação e exploração desses métodos, será feita uma comparação para identificar qual deles oferece a melhor precisão estatística na previsão do faturamento mensal da empresa em análise. As bases teóricas deste capítulo são majoritariamente fundamentadas em Zanini (2023).

3.1 MÉTODO DE AMORTECIMENTO EXPONENCIAL (MAE)

3.1.1 DESCRIÇÃO E ATUALIZAÇÃO PARAMÉTRICA

De acordo com Zanini (2023), uma série temporal é um conjunto de observações de uma variável específica, ordenadas no tempo, geralmente em intervalos regulares, que exibem uma "dependência serial" (correlação) entre si. O objetivo da análise é, portanto, estimar uma equação matemática que descreva a correlação dos dados históricos, permitindo sua projeção para o futuro.

Com essas considerações em mente, a seguir será apresentada uma breve descrição do método de amortecimento exponencial. Para ilustrar, suponha-se que o conjunto de observações Z_1, Z_2, \dots, Z_T seja uma série temporal de tamanho "T". Considere-se, por exemplo, que essa série representa a demanda mensal de um produto de uma empresa, onde o nível de demanda não varia significativamente ao longo do tempo, ou seja, as vendas permanecem estáveis ou apresentam variações mínimas. Nesse contexto, a equação de previsão para esse produto pode ser expressa por:

$$Z_t = a(T) + \epsilon_t \quad (1)$$

Onde:

Z_t : venda no período t ($t = 1, 2, \dots, T$);

$a(T)$: parâmetro representativo do nível médio das vendas no instante T ;

ε_t : erro de previsão e $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

É fundamental notar que, devido às características deste produto (com um nível de venda relativamente estável), a estimativa ($\hat{a}(T)$) para o parâmetro "a" na equação (1) proporciona uma previsão precisa para o referido produto. Portanto, é importante destacar que este parâmetro pode ser determinado de várias formas. Seguindo uma abordagem "auto projetiva", ele pode ser estimado, por exemplo, por meio do modelo ingênuo, que utiliza como previsão o dado mais recente, conforme demonstrado na equação (2) abaixo:

$$\hat{Z}_T(\tau) = Z_T \quad (2)$$

Onde:

$\hat{Z}_T(\tau)$: previsão para \hat{Z}_T , τ passos-à-frente (ou previsão de $Z_{T+\tau}$ feita no instante T);

Z_T : último dado disponível;

τ : horizonte de previsão

Existem métodos alternativos para estimar o parâmetro "a" na equação (1).

Um exemplo seria calcular uma média simples ou uma média móvel dos dados históricos, conforme ilustrado nas equações (3) e (4), respectivamente.

$$\hat{\alpha}(T) = \bar{Z}_T = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T Z_i \quad (3)$$

$$\hat{a}(T) = MM(N) = MT = \frac{Z_T + Z_{T-1} + Z_{T-N+1}}{N} \quad (4)^2$$

Onde:

MM(N): média móvel de tamanho N.

É importante observar que, tanto na média quanto na média móvel, existe uma desvantagem que diz respeito ao fato de que todos os dados entram com o mesmo “peso”, ou seja, $1/N$. O método de amortecimento exponencial vem suprir esta “deficiência”, ou seja, neste método, é possível dar pesos diferenciados de acordo com a “idade” da informação. A seguir é desenvolvida esta ideia.

O objetivo é desenvolver um sistema capaz de atualizar os parâmetros do modelo a cada período, incorporando as informações mais recentes. Ao final de cada período T , temos acesso a duas informações fundamentais:

- 1 - A estimativa de “a” feita no final do período anterior $\hat{a}(T-1)$;
- 2 - O último dado disponível $Z(T)$;

O intuito é utilizar essas informações para calcular uma estimativa atualizada do nível de vendas, $\hat{a}(T)$. A proposta para a solução desse sistema envolve ajustar a estimativa anterior $\hat{a}(T-1)$ do nível de vendas, utilizando uma fração do erro de previsão resultante ao aplicar essa estimativa ao dado mais recente. Sabendo que o erro de previsão no último período pode ser definido como $\epsilon(T) = Z(T) - \hat{a}(T-1)$, a formulação matemática para esta proposta está representada na equação abaixo:

$$\hat{a}(T) = \hat{a}(T-1) + \alpha \cdot [Z(T) - \hat{a}(T-1)] \quad (5)$$

$$\hat{a}(T) = \alpha \cdot Z(T) + (1 - \alpha) \cdot \hat{a}(T-1) \quad (6)$$

² É fácil verificar que $MT = MT - 1 + \frac{Z_T - Z_{T-N}}{N}$.

Para simplificar a notação, define-se que $\hat{a}(T) \equiv S_T$. Desta forma, reescrevendo a equação (6) acima, tem-se que:

$$S_T = \alpha \cdot Z_T + (1 - \alpha) \cdot S_{T-1} \quad (7)^3$$

Onde:

ST = valor amortecido da série;

α = constante de amortecimento ou hiperparâmetro (número entre 0 e 1).

Ressalta-se que esta formulação (7) indica a ideia básica do método de amortecimento exponencial e indica que para se fazer uma atualização automática do parâmetro “a”, que representa o nível de vendas na equação (1), será feita uma combinação convexa⁴, onde é dado um peso α para o “presente” (último dado) e um peso $(1 - \alpha)$ para o “passado” (estimativa anterior para o nível e que pode ser obtida de várias formas como, por exemplo, uma média, uma média móvel, dentre outras)⁵.

Em síntese, no método de amortecimento exponencial é possível dar pesos diferenciados para a “idade” da informação. Isto é, para séries mais “nervosas” (maior variância) pode se dar um peso maior para informações mais recentes, ao passo que para séries mais “comportadas” (menor variância) pode se ponderar de forma igual tanto dados presentes quanto dados passados. Uma extensão deste modelo pode ser feita quando se inclui parâmetros de tendência e sazonalidade para modelar o comportamento de determinada série temporal. Obviamente, são elaborados também procedimentos de atualização destes parâmetros, mas sempre conservando a ideia de dar pesos diferenciados para “presente” e “passado”, ou seja, fazendo-se:

³ A equação (7) também é conhecida como Modelo de Brown.

⁴ A soma é igual a 1.

⁵ Para mais detalhes, ver MONTGOMERY & JOHNSON (1990). Como um exemplo, imagine que se esteja trabalhando com dados mensais no período de janeiro de 2001 a dezembro de 2005. Neste caso, a equação (2.6) informa que a atualização do parâmetro de nível (portanto a previsão para o dado de janeiro de 2006, dado que o modelo para as vendas é constante) será feita dando-se um peso α para o dado de dezembro e um peso $(1 - \alpha)$ para a última estimativa feita para o dado de dezembro de 2005 (feita obviamente em novembro de 2005).

(α) * Presente + (1- α) * Passado

Como dito anteriormente, a equação (1) pode ser utilizada para modelar o comportamento de uma série que apresente um comportamento mais ou menos constante, ou seja, sem grandes variações no nível. Entretanto, este modelo torna-se inadequado na presença de alterações do nível da série, ou seja, na presença de um componente de tendência.

Para uma série que apresente oscilações no nível com o tempo, atenta-se que um modelo mais adequado é aquele representado na equação (8) a seguir⁶:

$$Z_t = (\alpha_1(T) + \alpha_2(T) \cdot t)\epsilon_t \quad (8)$$

Onde:

$\alpha_1(T)$: parâmetro de nível no instante T;

$\alpha_2(T)$: parâmetro de tendência no instante T;

t: variável tempo (t = 1, 2, ..., T sendo T a quantidade de dados existentes);

ϵ_t é o erro de previsão e $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

É importante salientar que um sistema de atualização paramétrica similar ao evidenciado na equação (7) será aplicado sobre os parâmetros da equação (8). Este modelo é conhecido como Modelo de Holt-2Parâmetros. A atualização dos parâmetros pode ser feita de acordo com as equações (9) e (10) a seguir:

$$\hat{\alpha}_1(T) = \alpha \cdot Z_T + (1 - \alpha) \cdot [\hat{\alpha}_1(T - 1) + \hat{\alpha}_2(T - 1)] \quad (9)$$

$$\hat{\alpha}_2(T) = \beta \cdot [\hat{\alpha}_1(T) - \hat{\alpha}_1(T - 1)] + (1 - \beta) \cdot [\hat{\alpha}_2(T - 1)] \quad (10)$$

⁶ Verifique que, diferentemente da equação 1, existem agora dois parâmetros e por isto é feita a diferença.

Pode-se observar que as equações acima contêm a mesma ideia de se ponderar “presente” e “passado” para se fazer a atualização dos parâmetros. Entretanto, vê-se que são usadas duas constantes de amortecimento (α e β), uma para o parâmetro de nível (a_1) e outra para o parâmetro de tendência (a_2).

Na equação (9), observa-se que a atualização do parâmetro de nível é feita dando um peso α para o dado real mais recente e um peso $(1 - \alpha)$ para a última estimativa feita para o nível que é composta por: $\widehat{a}_1(T - 1)$, estimativa feita para o nível no instante anterior (T-1), mais $\widehat{a}_2(T - 1)$, que é a estimativa feita para a tendência também no instante anterior (T-1). Ora, “nível mais tendência (taxa de crescimento)” dá exatamente uma estimativa de um novo nível, sendo que (T-1) indica que este cálculo foi feito no instante anterior. Em resumo, na atualização do parâmetro de nível, dá-se um peso para o último dado (que fornece uma representação real e atualizada, portanto, “presente ou recente” para o nível) e um outro peso para um valor estimado para este nível quando se estava no momento anterior (portanto, “passado”).

Já na equação (10), atualização do parâmetro de tendência, vê-se que é dado um peso β para a diferença entre a nova estimativa do nível (calculada na equação 9) e a última estimativa do nível (feita no instante anterior T-1). Ora, variação de nível é exatamente o que caracteriza um componente de tendência ou taxa de crescimento. Se é dado um peso β para esta estimativa “presente” do parâmetro de tendência, é dado um peso $(1 - \beta)$ para a última estimativa da tendência feita no instante anterior (T-1).

Percebe-se que, como o objetivo proposto visa desenvolver um modelo auto projetivo ou univariado, é necessário que todos os “fatores” componentes de uma série sejam estimados ou “modelados”. Até o presente momento, foi possível abordar a estimativa de dois parâmetros (nível e tendência). Entretanto, imagine-se ainda que possa existir um certo comportamento periódico das vendas, ou seja, dependendo da época do ano, existe um incremento ou decréscimo nas vendas. Em séries temporais, este comportamento é o que se denomina exatamente por “sazonalidade”, ou seja, um movimento periódico (cíclico) da série no decorrer do tempo. O que se quer dizer é que a série de vendas do produto em questão pode ainda apresentar um comportamento sazonal, ou seja, uma “influência” provocada por determinados períodos do ano sobre seu nível (incluindo obviamente a variação deste nível). Neste

caso, é possível asseverar que o modelo mais adequado pode⁷ ser o expresso na equação (11):

$$Z_t = (\alpha_1(T) + \alpha_2(T) \cdot t) \cdot \rho_t + \epsilon_t \quad (11)$$

Onde:

$\alpha_1(T)$: parâmetro de nível no instante T;

$\alpha_2(T)$: parâmetro de tendência no instante

T;

t: variável tempo (t = 1, 2, ..., T sendo T a quantidade de dados existentes);

ρ_t : fator sazonal referente ao período t;

ϵ_t é o erro de previsão e $\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$.

Este modelo é conhecido como Modelo de Holt-Winters. Pode-se observar que na equação (11) foi incluído um novo parâmetro para “captar” o efeito da sazonalidade sobre as vendas⁸. Atenta-se que um procedimento de atualização paramétrica similar ao expresso na equação (7) será utilizado para atualizar sequencialmente os parâmetros deste modelo. Este procedimento pode ser visualizado nas equações (12) a (14) a seguir:

$$\widehat{\alpha}_1(T) = \alpha \cdot \frac{Z_T}{\widehat{\rho}_t(T-1)} + (1 - \alpha) \cdot [\widehat{\alpha}_1(T-1) + \widehat{\alpha}_2(T-1)] \quad (12)^9$$

$$\widehat{\alpha}_2(T) = \beta \cdot [\widehat{\alpha}_1(T) - \widehat{\alpha}_1(T-1)] + (1 - \beta) \cdot [\widehat{\alpha}_2(T-1)] \quad (13)^{10}$$

⁷ É dito “pode”, pois a equação apresenta uma sazonalidade multiplicativa, entretanto, pode-se encontrar também uma sazonalidade aditiva.

⁸ Existem uma restrição de normalização que faz com que $\sum_{i=1}^L \rho_i = L$, onde L é o comprimento do período sazonal. Isto é, caso se esteja trabalhando com dados mensais e um parâmetro de sazonalidade multiplicativo, a soma dos fatores sazonais precisa ser igual a 12 (obviamente pois existem 12 meses em um ano).

⁹ Onde $\widehat{\rho}_t$ é o fator sazonal correspondente ao período (mês, trimestre, etc) t.

¹⁰ Trata-se da mesma equação (10).

$$\hat{\rho}_t(T) = \gamma \cdot \frac{Z_T}{\hat{\alpha}_1(T)} + (1 - \gamma) \cdot [\hat{\rho}_t(T - 1)] \quad (14)$$

Pela equação (12) acima, vê-se que o nível estimado é função da última observação, do fator sazonal estimado no instante anterior (mesmo mês do ano anterior) e

estimativas anteriores do nível e tendência. Vê-se que o termo $\frac{Z_T}{\hat{\rho}_t(T-1)}$ representa

a observação no instante T dessazonalizada. Já pela equação (13), observa-se que a taxa de crescimento (tendência) estimada é função dos níveis estimados em T e T-1 e da taxa de crescimento estimada anteriormente¹¹. Por fim, pela equação (14), vê-se novamente a ideia básica do método de amortecimento exponencial de atualizar os parâmetros do modelo atribuindo pesos diferenciados à “idade da informação”, ou seja, ponderando “presente” e “passado” de forma diferenciada. Esta equação indica que o fator sazonal correspondente ao período T é função do fator sazonal correspondente ao mesmo período no ano anterior e também da última observação. Logo, observa-se que o fator sazonal correspondente a um certo “mês”, por exemplo, só é atualizado uma vez por ano, ao se receber o dado referente àquele “mês”. Pode-se observar também que existem três constantes de amortecimento (α , β e γ), uma para cada parâmetro (nível, tendência e sazonalidade) a ser atualizado.

Em relação às constantes de amortecimento, é importante ressaltar que existem procedimentos de otimização implementados nos softwares que permitem a determinação dos valores destas. Importante registrar, também, que existe apenas

¹¹ Como visto anteriormente, a constante de amortecimento (β) é diferente daquela (α) usada para atualização do nível.

um valor para cada uma das constantes de amortecimento e este valor é encontrado utilizando o histórico de dados sob análise. Este conceito caracteriza o modelo obtido através do método de amortecimento exponencial como um modelo com “validade local”, ou seja, a cada instante de tempo, a cada dado real que chega, é feita uma atualização dos parâmetros do modelo com base nas equações descritas anteriormente, sendo que os fatores responsáveis por esta atualização são exatamente as constantes de amortecimento ou hiperparâmetros. Em determinadas situações, faz-se mister intervir nos valores projetados por um modelo do tipo Holt (equação 8). No modelo de Holt, vê-se que são estimados dois parâmetros, um para o nível e outro para a tendência. Dependendo da “magnitude” do parâmetro de tendência, pode-se gerar previsões “explosivas” (muito altas) no horizonte de previsão. Uma maneira de se corrigir este problema, é realizar o que se denomina de *damped trend*. Neste procedimento, inclui-se mais um hiperparâmetro no modelo conforme a equação 15 a seguir. Esta equação já representa a equação de previsão. Vê-se que a função deste hiperparâmetro é reduzir a tendência no horizonte de previsão.

$$Z_t = \widehat{\alpha}_1(T) + \sum_{j=1}^{\tau} \varphi^{j-1} \cdot \widehat{\alpha}_2(T) \cdot \tau + \epsilon_t \quad (15)$$

3.1.2 EQUAÇÕES DE PREVISÃO

De acordo com Zanini (2023), é essencial compreender que, na seção anterior, foram discutidos os modelos de amortecimento exponencial e as respectivas equações para a atualização dos parâmetros. Portanto, é fundamental ter em mente a estrutura da equação que será utilizada para fazer as previsões. A seguir, são apresentadas as equações de previsão para cada situação (vendas constantes, vendas com tendência e vendas com tendência e sazonalidade):

$$\widehat{Z}_t(\tau) = \widehat{\alpha}_1(T) + \epsilon_t \quad (16)$$

$$\hat{Z}_t(\tau) = \hat{\alpha}_1(T) + \hat{\alpha}_2(T) \cdot \tau + \epsilon_t \quad (17)^{12}$$

$$\hat{Z}_t(\tau) = (\hat{\alpha}_1(T) + \hat{\alpha}_2(T) \cdot \tau) \cdot \hat{\rho}_p(T + \tau)(T) + \epsilon_t \quad (18)^{13}$$

Onde:

$\hat{\alpha}_1(T)$: Estimativa do parâmetro de nível atualizado no instante T

$\hat{\alpha}_2(T)$: Estimativa do parâmetro de tendência atualizado no instante T

$\hat{\rho}_p(T + \tau)$: Estimativa do parâmetro de sazonalidade referente ao mês $(T + \tau)$, atualizado até o instante T.

τ : Horizonte de previsão.

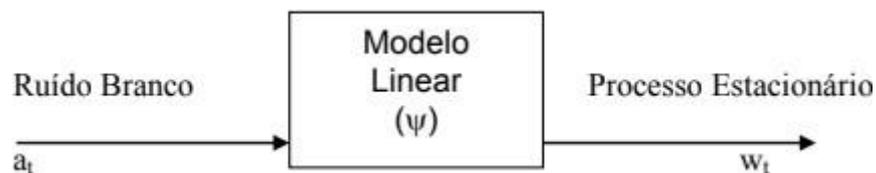
O procedimento de damped trend pode ser também aplicado ao modelo de Holt-Winters. Portanto, a introdução do parâmetro φ (equação 15) pode ser também feita na equação (18).

3.2. MODELOS BOX & JENKINS (MBJ)

3.2.1. FUNDAMENTO TEÓRICO

Segundo Zanini (2023), A base teórica do modelo de Box & Jenkins se apoia na Teoria Geral de Sistemas Lineares, que postula que o processo de filtragem de um ruído branco por meio de um filtro linear de memória infinita resulta em um processo estacionário de segunda ordem¹⁴.

Isto é, pela Teoria Geral de Sistemas:



¹² Notação para quando há deslocamento de origem. Caso contrário faz-se $(T + \tau)$.

¹³ Idem.

¹⁴ Em termos gerais, processo estacionário de 2ª ordem é um processo estocástico com média e variância constantes.

Definindo um operador de atraso “B” (backward shift operator)

$$B^k Z_t = Z_{t-k}$$

Tem-se que:

$$w_t = a_t - \Psi_1 a_t B - \Psi_2 a_t B^2 - \dots$$

$$w_t = (1 - \Psi_1 B - \Psi_2 B^2 - \dots) a_t = \Psi(B) a_t$$

$$w_t = \Psi(B) a_t \Leftrightarrow \Psi(B)^{-1} w_t$$

Sendo que:

$$\Psi(B)^{-1} = \pi(B)$$

Onde $\pi(B) = 1 - \pi_1 B - \pi_2 B - \dots$

Como $\Psi(B)$ [ou $\pi(B)$] possuem infinitos parâmetros, o que causa um problema, Box & Jenkins mencionam que, sob certas restrições, pode-se afirmar que todo polinômio infinito pode ser expresso pelo quociente de dois polinômios finitos.

Então:

$$\Psi(B) = \frac{\theta(B)}{\phi(B)}, \text{ onde:}$$

$$\theta(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \rightarrow \text{Polinômio MA (q)}$$

$$\phi(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_p B^p \rightarrow \text{Polinômio AR (p)}$$

Desta forma, surgem os denominados Modelos ARMA (p,q) que assumem a seguinte forma:

$$\phi(B) w_t = \theta(B) a_t \quad (19)$$

Entretanto, para se modelar séries não estacionárias na média, produz-se a estacionariedade através da diferenciação da série original, ou seja, produz-se uma série não estacionária homogênea¹⁵. Desta forma, se Z_t é uma série não estacionária, procurar-se-á transformá-la na série X_t não estacionária homogênea. Então:

$$X_t = Z_t - Z_{t-1} = Z_t - BZ_t = (1 - B)Z_t = \nabla Z_t$$

Onde $\nabla = (1 - B) \rightarrow$ Operador de diferença

Isto significa que, aplica-se tantas diferenças quantas forem necessárias para produzir estacionariedade (na média) da série resultante. Genericamente, uma série w_t estacionária é obtida pela aplicação de “d” ($d = 0, 1, 2, \dots$)¹⁶ diferenças na série original: $w_t = \nabla^d Z_t$. Surgem então os chamados modelos ARIMA (p, d, q) que assumem a seguinte forma:

$$\phi(B)\nabla^d Z_t = \theta(B)a_t \quad (20)$$

Zanini (2023) assevera que a filosofia da modelagem Box & Jenkins está fundamentada em duas ideias básicas: o princípio da parcimônia (escolher um modelo com o menor número de parâmetros possíveis para uma representação matemática adequada) e a construção de modelos através de um ciclo iterativo (estratégia de seleção de modelos até a obtenção de um modelo satisfatório). Desta forma, atenta-se que a modelagem por meio da metodologia de Box & Jenkins, abrange várias etapas de análise indo desde a identificação da estrutura do modelo, passando pela estimação paramétrica e por fim, fazendo vários testes de validação do modelo.

3.2.2 METODOLOGIA BOX & JENKINS

De acordo com Zanini (2023), o primeiro passo fundamental da metodologia

¹⁵ A não estacionariedade homogênea exclui os processos de comportamento explosivos e/ou altamente não lineares (Souza & Camargo, 1996).

¹⁶ Na prática, normalmente o grau máximo de diferenciação é 2.

consiste em identificar a ordem de homogeneidade “d”, ou seja, caso seja necessário, trata-se de identificar o número de vezes que a série original deve ser diferenciada para se tornar uma série estacionária. Este procedimento pode ser feito através da observação do próprio gráfico da série ou da função de autocorrelação (FAC)¹⁷.

O passo seguinte na metodologia é a identificação do modelo, ou seja, da sua ordem (identificação de p e q). Para isso são utilizados os conceitos de função de autocorrelação (FAC) e autocorrelação parcial (FACP), ou seja, utiliza-se os correlogramas definidos na seção 1. De modo geral, para a identificação da ordem, observa-se os comportamentos da FAC e da FACP. No quadro 3.2.1 abaixo é feito um resumo das características destas funções para os modelos AR(p), MA(q) e ARMA(p,q).

Quadro 3.2.1: Resumo das características teóricas da FAC e da FACP dos modelos AR(p), MA(q) e ARMA (p,q)

Modelo	Função de Autocorrelação (ρ^k)	Função de Autocorrelação Parcial (ϕ_{kk})
AR (p)	Infinita (Exponencial e/ou senoides amortecidas)	Finita (Corte após o lag “p”)
MA (q)	Finita (Corte após o lag “q”)	Infinita (Exponencial e/ou senoides amortecidas)
ARMA (p,q)	Infinita (Exponencial e/ou senoides amortecidas após o lag “q-p”)	Infinita (Exponencial e/ou senoides amortecidas após o lag “p-q”)

Fonte: Zanini (2023)

De uma maneira geral, para se identificar a ordem p, de um modelo AR(p), por exemplo, observa-se se a FAC decresce e se a FACP apresenta um corte¹⁸. Se isto acontecer, o lag onde este corte ocorre nos fornece a ordem p (p = lag do corte).

¹⁷ A Função de Autocorrelação para uma série não estacionária apresenta um lento decréscimo.

¹⁸ Geralmente nos softwares específicos para previsão, tanto o gráfico da FAC quanto da FACP apresentam intervalos de significância dos lags. Os lags cujos valores da autocorrelação ultrapassam estes intervalos são ditos significantes (Goodrich & Stellwagem, 1999). Caso se observe, por exemplo, a autocorrelação de lag 1 significativa e, a partir do lag 2 (inclusive), as autocorrelações estão todas dentro do intervalo, isto indica um “corte” no lag 1.

Por outro lado, para um modelo MA (q), a FAC e a FACP apresentam comportamento inverso ao de um modelo puramente auto regressivo. Isto quer dizer que, para um modelo MA, a FACP decresce, e a FAC é que apresenta um corte. Da mesma forma, o lag onde este corte ocorre fornece a ordem q do modelo MA.

Após a identificação da ordem do modelo, é necessário obter as estimativas dos parâmetros desse modelo. A técnica utilizada para as estimativas é a da máxima verossimilhança¹⁹.

Por fim, identificado o modelo e estimados os parâmetros, faz-se os denominados testes de aderência para verificar a adequabilidade final do modelo. Nestes testes, encontram-se entre outros, testes para os resíduos e os testes de sobrefixação.

Nos testes para os resíduos, procura-se constatar se, após elaborado o modelo, o resíduo gerado por este modelo é um ruído branco, ou seja, se o modelo foi capaz de explicar satisfatoriamente o comportamento da série de forma que o erro não apresente nenhuma estrutura de correlação, o que representa que não estão faltando informações relevantes no modelo. Este fato consiste num dos indicadores de eficiência explicativa do modelo.

O teste de sobrefixação, por sua vez, consiste simplesmente em se gerar modelos de ordem superior ao identificado, de forma que se possa reforçar a pertinência deste.

3.3 AVALIAÇÃO DO DESEMPENHO DO MODELO DE PREVISÃO

Segundo Zanini (2023), o procedimento de estimativa de uma equação de previsão implica analisar a estrutura de correlação dos dados passados e sua representação. Isso é realizado através de cálculos envolvendo fatores como nível, tendência e sazonalidade. Após a estimação dos parâmetros, antes de calcular as previsões, projeta-se os valores históricos para compará-los com os valores reais e ajustados. Esta comparação revela o erro de previsão gerado pelo modelo ao projetar os dados históricos.

¹⁹ Dudewicz & Mishra, 1988.

Esse erro, calculado para previsões de um passo adiante, é um indicador do desempenho preditivo do modelo para o futuro. Em resumo, comparando os valores reais e os ajustados, várias métricas podem ser calculadas para avaliar o desempenho do modelo. Essas medidas são utilizadas para avaliar o desempenho do modelo estimado nos dados dentro da amostra disponível. Abaixo estão algumas dessas métricas.

3.3.1 MAD (MEAN ABSOLUTE DEVIATION)

O MAD (erro médio absoluto) é obtido calculando a diferença entre os valores previstos e reais para as previsões de um passo adiante (ver equação (21) abaixo). No entanto, ao contrário do MAPE (erro médio absoluto percentual), ele não é expresso em termos percentuais, mas sim na unidade de medida da variável de interesse.

$$MAD = \frac{\sum_{t=1}^N |Y(t) - \hat{Y}(t)|}{N} \quad (21)$$

Onde:

$Y(t)$: valor da série temporal no período (t)

$\hat{Y}(t)$: valor ajustado da série temporal para o período (t)
N: total de dados utilizados (total de observações)

3.3.2 MAPE (MEAN ABSOLUTE PERCENTUAL ERROR)

O MAPE (erro médio absoluto percentual) é calculado através da diferença entre valores estimados e reais e equivale às previsões um passo-à-frente (por exemplo, para o mês seguinte). Veja a equação (22) seguir:

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N \left| \frac{Y(t) - \hat{Y}(t)}{Y(t)} \right| \times 100}{N} \quad (22)$$

Onde:

$Y(t)$: valor da série temporal no período (t)

$\hat{Y}(t)$: valor ajustado da série temporal para o período (t)
N: total de dados utilizados (total de observações)

3.3.3. COEFICIENTE DE EXPLICAÇÃO AJUSTADO (R^2 AJUSTADO)

O coeficiente de explicação ajustado (R^2 ajustado) tem interpretação similar ao coeficiente de explicação, ou seja, indica o quanto da variação total dos dados é explicada pelo modelo. Entretanto, faz-se uma correção tendo em vista a quantidade de parâmetros no modelo. Veja a equação (23) a seguir:

$$R_{\text{ajust}}^2 = \left(1 - \frac{\sum_{t=1}^N \frac{(Y(t) - \hat{Y}(t))^2}{N-k}}{\sum_{t=1}^N \frac{(Y(t) - \bar{Y})^2}{N-1}} \right) * 100 \quad (23)$$

Onde:

$Y(t)$: valor da série temporal no período (t)

$\hat{Y}(t)$: valor ajustado da série temporal para o período (t)

\bar{Y} : média das observações (média da série temporal) ;

N: total de dados utilizados (total de observações);

k: número de parâmetros do modelo.

3.3.4 ANÁLISE RECURSIVA FORA DA AMOSTRA (OUT-OF-SAMPLE ROLLING EVALUATION)

Segundo Zanini (2023), é possível adotar um processo de análise in-sample e out-of-sample para escolher o melhor método de previsão. Esse processo implica em reservar parte dos dados (por exemplo, os últimos 12 meses de uma série histórica) para validar a capacidade de previsão dos modelos ajustados com os dados restantes. Isso significa avaliar a eficácia das previsões dentro e fora do período amostral utilizado. Além disso, pode-se aplicar o método de avaliação conhecido como out-of-sample rolling evaluation, em que os parâmetros estimados com os dados passados são usados para fazer previsões fora da amostra. Se, por exemplo, os últimos 12

dados²⁰ forem excluídos, serão feitas 78 previsões fora da amostra (12 previsões para um passo à frente, 11 para dois passos à frente, 10 para três passos à frente, e assim por diante). Como critério de seleção, pode-se optar por escolher o método que minimize o MAD (Mean Absolute Deviation) acumulado ou o erro médio absoluto acumulado fora da amostra. Para uma compreensão mais clara do procedimento de rolling evaluation, consultar a Figura 1 abaixo. No presente trabalho, o período selecionado para avaliar a capacidade de generalização dos modelos estimados compreende os últimos 12 meses da base histórica que foi utilizada, isto é, dados referentes ao intervalo de março de 2023 a fevereiro de 2024.

Figura 1: Procedimento de out-of-sample rolling evaluation

		HORIZONTE											
		MAR	ABR	MAI	JUN	JUL	AGO	SET	OUT	NOV	DEZ	JAN	FEV
ORIGEM		A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A
	FEV	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	MAR	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	ABR	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	MAI	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F	F
	JUN	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F	F
	JUL	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F	F
	AGO	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F	F
	SET	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F	F
	OUT	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F	F
	NOV	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F	F
	DEZ	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F	F
	JAN	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	A	F

Fonte: Elaboração própria a partir de Zanini (2023). Nota: F = Forecast e A = Actual.

De posse das previsões out-of-sample, é possível calcular medidas de desempenho do modelo estimado. Nesse sentido, MAPE e MAD podem ser obtidos para quaisquer horizontes de previsão, tal qual seus valores acumulados.

²⁰ Obviamente retirar os últimos dados é apenas um procedimento de análise para seleção de modelos. Para se obter as previsões desejadas, depois de feita análise in-sample e out-of sample, os dados retirados são novamente incorporados e os parâmetros atualizados. Foi dado como exemplo a retirada dos últimos 12 dados o que geraria um total de 78 previsões fora da amostra. Entretanto, este “período de corte” pode ser definido de acordo com cada problema. Como exemplo, se são retirados os últimos 6 dados, geram-se 21 previsões fora da amostra.

Levando em consideração que o presente trabalho aborda o Método de Amortecimento Exponencial (MAE) e a Metodologia Box & Jenkins (MBJ), o critério de escolha do melhor modelo estimado será relativo à sua capacidade de generalização para dados não vistos. Nesse viés, adota-se o erro médio absoluto percentual acumulado como critério para escolha, de forma que o método que minimizar tal estatística será selecionado.

Outrossim, de acordo com Zanini (2023), é relevante enfatizar que, após a seleção do método mais adequado com base no critério adotado, reintegra-se os dados previamente excluídos à amostra, atualizam-se os parâmetros e realizam-se as projeções. Em resumo, a análise in-sample e out-of-sample constitui apenas um procedimento destinado a determinar o método de previsão mais eficaz entre dois ou mais métodos de previsão.

3.3.5 GMRAE (GEOMETRIC MEAN RELATIVE ABSOLUTE ERROR)

De acordo com Zanini (2023), após obter as previsões fora da amostra, diversas métricas de desempenho podem ser calculadas, como o MAPE e o MAD para cada horizonte de previsão, além das estatísticas acumuladas. Adicionalmente, é possível calcular o GMRAE (Média Geométrica do Erro Absoluto Relativo), que compara o erro do modelo estimado com o erro do modelo ingênuo (que utiliza a última observação como previsão). O GMRAE representa a média geométrica da razão entre o erro absoluto do modelo estimado e o erro absoluto do método ingênuo. Portanto, é preferível que o GMRAE seja igual ou inferior a 1. A partir da equação 24 é possível verificar o cálculo dessa métrica.

$$\text{GMRAE} = \sqrt[N]{\prod_{t=1}^N \left(\frac{|Y(t) - \hat{Y}(t)|}{|Y(t) - Y(t-1)|} \right)} \quad (24)$$

Onde $Y(t)$ é o valor da série temporal no período (t) ;

$\hat{Y}(t)$ é a previsão da série temporal para o período (t) ;

$Y(t-1)$ é o valor da série temporal no período $(t-1)$;

N é o número de observações.

4. ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS

Na execução deste trabalho foram extraídos dados históricos dos sistemas transacionais da Churrascaria Cordeiro Grill. A amostra coletada possui 86 observações, correspondentes ao faturamento mensal de janeiro de 2017 a fevereiro de 2024. Num primeiro momento, é válida a visualização da série histórica de faturamento mensal da Churrascaria Cordeiro Grill (Figura 2).

Figura 2 - Faturamento Mensal Churrascaria Cordeiro Grill - jan-2017 a fev-2024



Fonte: Elaboração própria.

4.1 COMPETIÇÃO DE MÉTODOS

Na etapa de competição de métodos, foram utilizados dois modelos: um ARIMA (1,0,0) (1,0,0) e um modelo customizado, utilizando o Método do Amortecimento Exponencial, valendo-se de uma abordagem que não incorporasse tendência (tendo em vista a série histórica utilizada), mas, sim, sazonalidade, sendo esta do tipo aditiva. Para selecionar o melhor método preditivo, foi necessário construir uma análise que considerasse a capacidade de previsão in-sample e out-of-sample. No entanto, a referida análise priorizou a capacidade de generalização dos modelos estimados, de ta forma que o desempenho para dados não vistos foi mais valorizado. Nesse sentido, foi feita uma ponderação do desempenho dos modelos dentro e fora da amostra, sendo o critério de análise definitivo adotado, a minimização do erro de previsão geral para dados fora da amostra. Observa-se que

ambos os métodos possuem bom poder de generalização, isto é, têm um erro de previsão menor fora da amostra do que dentro da amostra. Enquanto o MBJ possui MAPE dentro da amostra igual a 20%, este mesmo erro fora da amostra para as previsões 1 passo à frente é igual a 8,8%. Já para o MAE, enquanto o MAPE dentro da amostra é igual à 18,2%, este mesmo erro fora da amostra é igual à 9,1%. Comparando o desempenho fora da amostra para as previsões 1 passo à frente, vê-se, portanto, que o MBJ teve desempenho levemente superior ao MAE.

No que diz respeito às 78 previsões feitas fora da amostra, percebe-se que o modelo ARIMA estimado obteve um MAPE acumulado de 8,1%, enquanto a metodologia do amortecimento exponencial apresentou 8,0% para esta métrica. No entanto, conforme a tabela 1, para as demais métricas de desempenho fora da amostra, foi possível constatar uma superioridade do modelo ARIMA estimado. Na comparação com o método ingênuo, por exemplo, vê-se que ambos os métodos perdem para o naive nas previsões 1 passo à frente, mas ganham deste método no acumulado, sendo que o MBJ possui GMRAE acumulado menor do que o do MAE. Em síntese, sob vários aspectos, decidiu-se pelo melhor desempenho do MBJ em relação ao MAE.

Sendo assim, o modelo vencedor foi o proveniente da utilização da metodologia de Box & Jenkins. Tais resultados podem ser analisados na tabela abaixo.

Tabela 1 - Análise In-Sample e Out-Of-Sample

MÉTODO	IN-SAMPLE		OUT-OF-SAMPLE			
	R ² Ajustado (%)	MAPE (%)	MAPE (%) (H = 1, N = 12)	MAPE (%) ACUMULADO	GMRAE (H = 1, N = 12)	GMRAE ACUMULADO
MBJ	61,9	20,0	8,8	8,1	1,2	0,8
MAE	69,1	18,2	9,1	8,0	1,3	0,9

Fonte: Elaboração própria com base em Zanini (2023). Nota: H = Horizonte de Previsão e Acumulado (78 previsões).

Conforme é possível observar pela tabela 1 acima, é nítido que, para previsões dentro da amostra, o método de amortecimento exponencial (MAE) foi superior tanto na métrica do R² ajustado, quanto no erro médio absoluto percentual. No entanto, fora da amostra, como já analisado anteriormente, a utilização do MAE se demonstrou inferior em relação a aplicação da metodologia de Box & Jenkins. Dessa forma, é possível identificar o modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,0) como gerador de resultados mais satisfatórios.

4.2 RESULTADOS

Levando em consideração o modelo vencedor (ARIMA), é importante apresentar os resultados que este proporcionou.

O modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,0), estimado de tal forma (uma vez que a série histórica não necessitava de qualquer diferenciação) apresentou parâmetros significativos a um nível de 5% de significância, conforme pode ser observado pela tabela 2 abaixo.

Tabela 2 - Parâmetros Estimados e Significância - MBJ

Componente	Coeficiente	Significância
ϕ_1	0,7603	1
Φ_1	0,8794	1
Constante	2.947	-

Fonte: Elaboração própria.

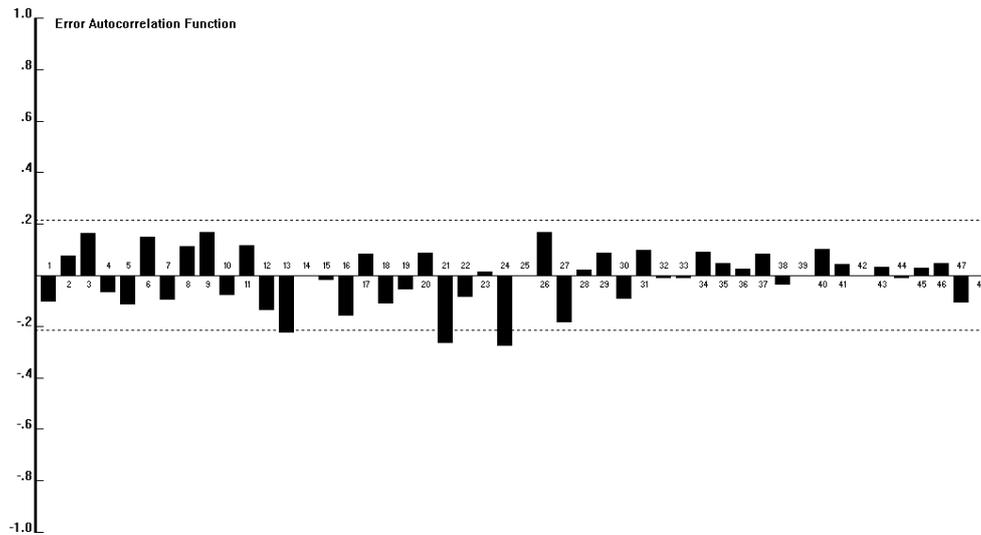
A partir da tabela 2, pode-se visualizar a equação de previsão para o ARIMA(1,0,0)(1,0,0) que será utilizado para se calcular as previsões no horizonte de planejamento.

$$\frac{(1 - \Phi_1 B^{12}) (1 - \phi_1 B) Z_t = 2.947 + a_t}{(1 - 0,8794 B^{12}) (1 - 0,7603 B) Z_t = 2.947 + a_t}$$

Conforme apresentado, todos os parâmetros do modelo mostraram-se significantes, de tal forma que o modelo se encontra, de fato, corretamente especificado. No software utilizado, o valor p relacionado aos componentes deve ser maior ou igual ao nível de confiança, definido como 1 – nível de significância (5%, neste caso), para que os parâmetros estimados possam ser definidos como significativos. Nesse sentido, é possível rejeitar a hipótese nula do teste de significância, assumindo a relevância de tais parâmetros para o modelo em sua forma funcional.

No que diz respeito a estrutura de autocorrelação do erro, observou-se que o modelo ARIMA estimado gera erro descorrelatado, de tal forma que é possível asseverar que o modelo é estatisticamente fidedigno. Tal fato pode ser comprovado ao analisar o resultado do teste de Ljung-Box, bem como pela visualização da função de autocorrelação do erro, conforme a figura 3.

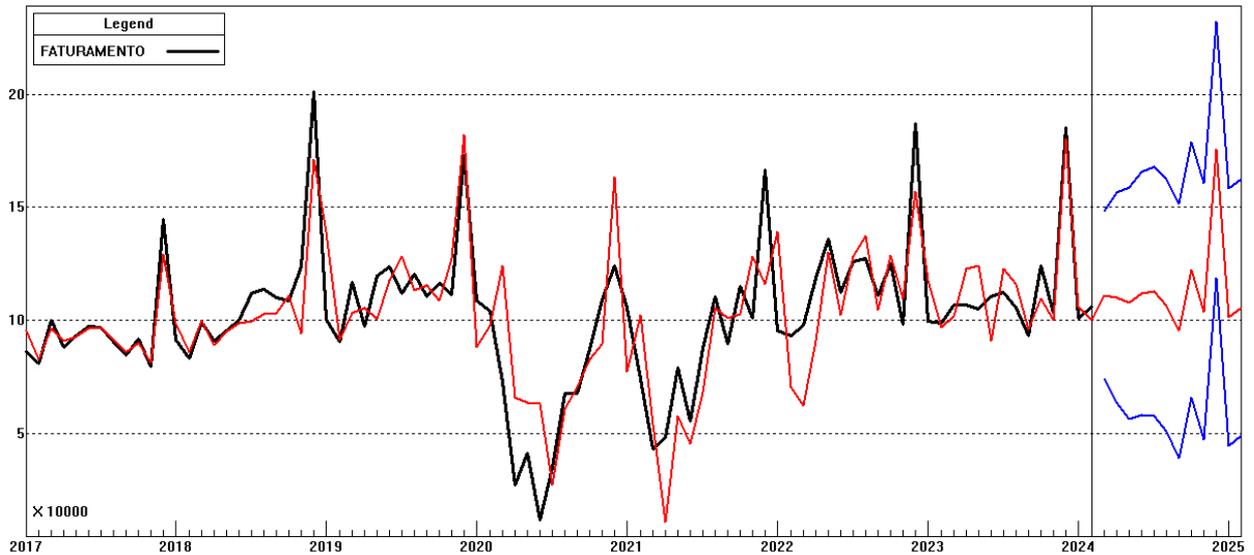
Figura 3 - Função de Autocorrelação do Erro - MBJ



Fonte: Elaboração própria.

No que tange ao desempenho preditivo, o modelo ARIMA estimado obteve um R^2 ajustado de 61,89% *in-sample*, o que significa que o modelo em questão explica 61,89% da variação do faturamento mensal na Churrascaria Cordeiro Grill. Tais fatos podem ser observados na figura 4, em que a linha preta representa o *ground truth* da série de faturamento mensal, isto é, os valores reais da série histórica. Por outro lado, a linha vermelha representa as previsões feitas pelo modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,0) para cada período da base de dados. De forma adicional, a partir da linha vertical observam-se as previsões pontuais (para além da base de dados) do faturamento mensal, bem como os limites inferior e superior do intervalo de confiança destas previsões (em azul).

Figura 4 - Previsões de Faturamento Mensal da Churrascaria Cordeiro Grill



Fonte: Elaboração própria

Com base no modelo estimado pela metodologia Box & Jenkins, foi possível realizar previsões para os próximos 12 meses, de março de 2024 a fevereiro de 2025. Tais valores, bem como a variação percentual, mês a mês, podem ser visualizados na tabela 3 abaixo. Nesse sentido, é possível perceber que o modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,0) incorporou de forma eficiente a sazonalidade do mês de dezembro, em que, em virtude de confraternizações de final de ano, bem como em face do aquecimento das atividades econômicas, o nível de faturamento se demonstrou, durante toda a série histórica, mais proeminente. Dessa forma, no que diz respeito à previsão para dezembro de 2024, observa-se uma variação percentual de 69,4% em relação à previsão para o mês de novembro.

Tabela 3 - Previsões de Faturamento Mensal da Churrascaria Cordeiro Grill - MBJ

Mês	Limite Inferior	Previsão	Limite Superior	Variação Percentual (Previsão)
mar/24	74.147	111.136	148.125	-
abr/24	63.474	109.939	156.404	-1,1%
mai/24	56.443	107.591	158.740	-2,1%
jun/24	58.176	111.845	165.514	4,0%
jul/24	57.658	112.732	167.806	0,8%
ago/24	50.563	106.433	162.302	-5,6%
set/24	39.013	95.337	151.662	-10,4%
out/24	65.611	122.197	178.782	28,2%
nov/24	46.943	103.679	160.415	-15,2%
dez/24	118.790	175.613	232.436	69,4%
jan/25	44.483	101.356	158.229	-42,3%
fev/25	48.743	105.645	162.547	4,2%

Fonte: Elaboração própria

Como é possível perceber, por meio das previsões realizadas utilizando o modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,0) estimado, a série de dados analisada possui substancial variação, fato que se reflete na variação percentual das previsões feitas para 12 passos a frente.

A partir das previsões elaboradas, torna-se concebível o planejamento de despesas com investimentos para a empresa. Além disso, é possível planejar reservas para eventos exógenos, bem como para substituição de mão de obra. De forma conclusiva, a partir da utilização do ferramental matemático-estatístico, torna-se possível um maior nível de manejo dos recursos disponíveis, de tal forma que haja minimização dos riscos de quaisquer tipos de ação.

No entanto, apesar dos resultados satisfatórios que o modelo ARIMA gerou, é pertinente que as previsões sejam acompanhadas de forma minuciosa, frequentemente. Tal necessidade se faz vigente, uma vez que uma rica análise de dados pode contribuir para a incorporação de outras variáveis significativas para explicar o nível de faturamento mensal da Churrascaria Cordeiro Grill, enriquecendo a geração de insumos para a consolidação de um planejamento financeiro sólido.

Atenta-se para um aspecto importante de se trabalhar com modelos estatístico-matemáticos. Vê-se na tabela 3 que a previsão é obtida na forma probabilística, ou seja, não é calculado apenas um número, a previsão, mas um intervalo de confiança que possui determinada probabilidade (neste caso, 95% de chances) de conter o valor do faturamento. Desta forma, estes limites poderiam ser utilizados, por exemplo, para a consecução de cenários. O limite inferior poderia configurar um “cenário pessimista” e o limite superior uma “cenário otimista”. Já a previsão pode ser considerado o valor esperado, calculado pela equação de previsão.

5. CONCLUSÃO

Este trabalho teve como propósito explorar e implementar métodos de análise de dados temporais para o planejamento financeiro. Realizou-se um estudo de caso com base nos dados de faturamento mensal da Churrascaria Cordeiro Grill, localizada em Teixeira de Freitas, Bahia, com o objetivo de demonstrar a importância de um planejamento financeiro eficiente para reduzir incertezas relacionadas ao nível de atividade da empresa e fornecer insumos para antecipar movimentos no nível de faturamento da churrascaria, corroborando para a estruturação de um planejamento financeiro sólido. Utilizando técnicas de projeção estatística com dados dos sistemas transacionais da empresa, analisou-se a receita total (faturamento mensal) da Churrascaria Cordeiro Grill entre janeiro de 2017 e fevereiro de 2024. Essas projeções foram feitas para apoiar a elaboração de um planejamento financeiro preciso.

A pesquisa comparou dois métodos de projeção, buscando aquele que apresentasse o menor MAPE acumulado fora da amostra, priorizando, assim, a capacidade de generalização na construção e competição dos modelos. O modelo vencedor, um ARIMA (1,0,0) (1,0,0), estimado utilizando a metodologia Box & Jenkins, demonstrou-se o mais eficaz para prever o faturamento dos próximos 12 meses, fornecendo informações fundamentais para o planejamento financeiro subsequente.

Viu-se ainda que, ao se trabalhar com análise estatística aplicada a séries de tempo, obtém-se a previsão na forma probabilística, ou seja, não se tem apenas um número, mas um intervalo de confiança que possui determinada probabilidade de conter o valor da previsão. Estes limites podem ser utilizados na geração e análise de cenários.

A utilização de modelos de previsão para o planejamento financeiro é fulcral, pois oferece material relevante no que diz respeito à direção dos futuros faturamentos mensais e orienta os proprietários quanto aos cenários que podem ocorrer. Além disso, a previsão de faturamento também atua de forma a fornecer informações relativas ao nível de gasto que pode ser realizado em determinado período, a fim de que seja possível arcar com o ônus deste. Entretanto, as projeções não devem ser analisadas isoladamente, dado que o planejamento financeiro é abrangente e envolve diversas variáveis, o que, num modelo univariado, tal qual se demonstra o modelo ARIMA estimado, acabam sendo omitidas.

Nesse sentido, é importante sugerir que ocorram aprimoramentos no método atual, incluindo uma análise de eventos para capturar o impacto de variáveis como o número de domingos no mês (dia em que, frequentemente, se observa o maior volume de vendas da semana) ou a presença de datas comemorativas significativas no que diz respeito ao nível de atividade econômica no mês, como o mês de maio, em que o dia das mães geralmente apresenta o maior nível de vendas do ano.

Em conclusão, este estudo contribui para o planejamento financeiro da Churrascaria Cordeiro Grill ao fornecer estimativas de faturamento com base em análises estatísticas e matemáticas de dados históricos.

REFERÊNCIAS

- A taxa de sobrevivência das empresas no Brasil. **SEBRAE**, 29 mar. 2023
- ALVES, L. A.; CHICRALLA, R. C.; LEITE, V. P.; SOARES DE MELLO, J. C. C. B.; BIONDI NETO, L. PREVISÃO DE FATURAMENTO PARA LOJAS DO SETOR DE VAREJO COM REDES NEURAIAS. **Pesquisa Operacional para o Desenvolvimento**, [S. l.], v. 5, n. 1, p. 1-13, 2013. Disponível em: <https://www.podesenvolvimento.org.br/podesenvolvimento/article/view/101>. Acesso em: 3 nov. 2023.
- ANÁLISE DO CAGED. Brasília, 2023. versão *online*. Disponível em: <https://datasebrae.com.br/wp-content/uploads/2023/10/2023-10-09-Relatorio-Sebrae-Caged.pdf>. Acesso em: 03 nov. 2023.
- BOX, G. E. P., JENKINS, G. M.. **Time Series Analysis, Forecasting and Control**, San Francisco, Holden-Day, 1994.
- BRASIL. [Constituição (1988)]. **Lei Complementar Nº 123, de 14 de Dezembro de 2006**. Brasília, DF: Presidência da República, [2006]. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp123.htm. Acesso em: 03 nov. 2023.
- BREALEY, R. A.; MYERS, C. S.; ALLEN, F. **Principles of Corporate Finance**. 10. ed. New York: McGraw-Hill/Irwin, 2010.
- COSTA, LAURA CAMPOS. **PLANEJAMENTO FINANCEIRO NO SETOR DE VAREJO: UM ESTUDO DE CASO**. 2018. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em Ciências Econômicas) - Universidade Federal de Juiz de Fora.
- DUDEWICZ, E.J.; MISHRA, S.N.. *Modern Mathematical Statistics*. Wiley, 1988.
- ESPOSITO, Flávia Rodrigues. **Previsão de vendas diárias de jornais: Um estudo de caso para um ponto de venda (PDV)**. 2022. Dissertação (Bacharelado em Ciências Econômicas) – Faculdade de Economia, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2022. Disponível em: <https://repositorio.ufjf.br/jspui/bitstream/ufjf/14965/1/fl%c3%a1viarodrigueseesposito.pdf>. Acesso em: 03 nov. 2023.
- GITMAN, J. L. **Princípios de Administração Financeira**. 10. ed. São Paulo, 2006.
- HASTIE, T; JAMES, G; TAYLOR, J; TIBSHIRANI, R; WITTEN, D. **An Introduction to Statistical Learning** with Applications in Python. New York: Springer, 2023.
- GOODRICH, R.L.; STELLWAGEN, E.A.. *Forecast Pro for Windows*. Business Forecast Systems, 1999.
- LEMES, J. A; RIGO, C; CHEROBIM, A. **Administração Financeira**, Princípios, Fundamentos e Práticas Brasileiras. 4. ed. Rio de Janeiro: Elsevier, 2016.
- MEDEIROS, NICOLE TOLEDO. **MODELO DE PROJEÇÃO DE FATURAMENTO E A IMPORTÂNCIA DO PLANEJAMENTO FINANCEIRO: UM ESTUDO DE CASO NO SETOR DE PANIFICAÇÃO**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em

Ciências Econômicas) - Universidade Federal de Juiz de Fora.

MONTGOMERY, D.C., JOHNSON, L.A.. **Forecasting and Time Series Analysis**, New York, McGraw-Hill Book Co., 1990.

MORAES, Marcelo Botelho da Costa e NAGANO, Marcelo Seido e MERLO, Edgard Monforte. **Previsão de faturamento no varejo brasileiro utilizando-se de um modelo de redes neurais artificiais**. 2002, Anais.. Curitiba: ABEPRO, 2002. . Acesso em: 03 nov. 2023.

NASCIMENTO, Henrique Franklyn Tavares do. **PROJEÇÕES DE FATURAMENTO DE UMA EMPRESA NO SEGMENTO DE MODA E A IMPORTÂNCIA DO PLANEJAMENTO FINANCEIRO: UM ESTUDO DE CASO**. 2022. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em Ciências Econômicas) - Universidade Federal de Juiz de Fora.

PENHA, Rafael Mattos. **PROJEÇÕES DE FATURAMENTO DE UMA EMPRESA JÚNIOR E SUA IMPORTÂNCIA NO PLANEJAMENTO ESTRATÉGICO: UM ESTUDO DE CASO**. 2020. Trabalho de Conclusão de Curso. (Graduação em Ciências Econômicas) - Universidade Federal de Juiz de Fora.

Pequenos negócios aceleram emprego e PIB no país. **ASN Nacional**, 16 jan. 2023

Pequenos negócios em números. **SEBRAE**, 7 jun. 2018

SENA, L. C. A contribuição do planejamento financeiro para o correto gerenciamento dos recursos e alcance dos objetivos e metas organizacionais. **Anais do Congresso Brasileiro de Custos - ABC**, [S. l.], Disponível em: <https://anaiscbc.emnuvens.com.br/anais/article/view/1554>. Acesso em: 3 nov. 2023.

SOUZA, R. C., CAMARGO, M. E., *Análise e Previsão de Séries Temporais : Os Modelos ARIMA*. SEDIGRAF, 1996.

SOARES, Tiago Rosa Marques. **Análise de Séries Temporais para Previsão do Faturamento de uma Empresa**. 2019. Dissertação (Bacharelado em Estatística) – Faculdade de Matemática, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2019. Disponível em: <https://repositorio.dev.ufu.br/bitstream/123456789/26459/1/AnaliseSeriesTemporais.pdf>

TEIXEIRA, Luciana Tanus de Oliveira. **Modelo de Previsão de Faturamento Diário de uma Empresa de Varejo**. 2014. Dissertação (Especialização em Estatística) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2014. Disponível em: <https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/BUOS-AZVFNU>

ZANINI, A. **Modelos de Previsão para Séries Temporais**. Material Didático. Juiz de Fora, 2023.