REESTRUTURAÇÃO DO PROCESSO DE PREVISÃO DE DEMANDA EM UMA EMPRESA VAREJISTA DE MODA: PROPOSTA DE UMA SISTEMÁTICA PARA ANÁLISE E MELHORIAS

Autor: Bárbara Imhoff
b.imhoff@edu.pucrs.br, PUCRS, Brasil

Orientador: Fernando de Oliveira Lemos
fernando.lemos@pucrs.br, PUCRS, Brasil

Resumo: O mercado varejista de moda apresenta uma série de desafios aos especialistas de planejamento, exigindo um complexo conhecimento de fatores internos e externos ao negócio. O processo de predição da empresa estudada possui inúmeras etapas, tornando-o longo e comprometendo a reatividade dos grupos, causando problemas de abastecimento nas lojas. A partir disso, o objetivo geral deste estudo foi estruturar um processo de previsão de demanda que garanta maior acurácia para as previsões de curto prazo na empresa analisada. O processo de previsão atual foi mapeado, e um novo foi proposto, com base nos métodos quantitativos de previsão testados. Os dois grupos de produtos apresentaram aumento na acurácia, sendo que um deles possuía um MAPE de 19,20% nas previsões realizadas pela empresa e reduziu o mesmo para 6,99%, resultando em um ganho de acurácia nas previsões. Como resultado principal, obteve-se êxito na proposta da sistemática de análise e melhorias no processo em prol de previsões de venda mais assertivas.

Palavras-chave: Previsão de Demanda; Varejo de Moda; Análise de Séries Temporais.

1. Introdução

Predizer o cenário futuro de demanda de um negócio é uma tarefa que exige cada vez mais responsabilidade e conhecimento por parte dos especialistas. A previsão de demanda é uma estimativa de como o mercado se comportará no futuro (CORRÊA, 2009). Quando se trata do varejo, mercado que exige reatividade, garantir uma boa previsão de demanda representa um maior controle das metas, do estoque e da

distribuição, ampliando a eficiência e eficácia dos recursos empregados nas atividades de planejamento (DE ANGELO *et al*., 2010).

O mercado varejista é considerado complexo, pois sofre influência de inúmeros fatores como, por exemplo, sazonalidade, tendência de moda e clima (THOMASSEY, 2010). No Brasil, o setor varejista é um dos setores mais dinâmicos da economia pois reflete as mudanças sociais, econômicas e de comportamento da sociedade brasileira (VAROTTO, 2018). Além disso, é um ambiente de negócios altamente competitivo, com a presença cada vez mais significativa de empresas estrangeiras. Esse cenário, aliado ao dinamismo das produções e ao curto ciclo de vida dos produtos, exige que os gestores do negócio alinhem as características do produto à previsão de demanda. Desse modo, minimiza-se o risco de superestimar o estoque, evitando prejuízos na prestação de serviço e na renovação das coleções (BATISTA, 2017).

Diante disso, para obter uma visão ampla do negócio é necessário um alinhamento de dados quantitativos e conhecimentos subjetivos. Os dados quantitativos são fundamentais no fornecimento de informações sobre vendas passadas e tendências de consumo, bem como na construção de modelos de predição precisos (CIETTA, 2017). Por outro lado, o conhecimento subjetivo auxilia na compreensão de aspectos qualitativos do varejo, como qualidade dos produtos oferecidos e a percepção do consumidor em relação às tendências de moda (BARBOSA; SEIBEL, 2021).

As técnicas de previsão de demanda podem integrar métodos qualitativos e quantitativos para a geração de previsões acuradas (ARMSTRONG, 2008). O uso combinado de tais técnicas representa um ganho em acuracidade maior do que qualquer resultado obtido com métodos individuais, independente da combinação escolhida (CLEMEN, 1989).

A empresa avaliada nesse trabalho realiza a previsão de suas vendas por meio de um processo que envolve: o recebimento de informações do cenário macroeconômico do país, a definição dos objetivos estratégicos pela diretoria, a expectativa do crescimento inorgânico e a análise dos relatórios de vendas anteriores. No entanto, o processo de predição se torna lento devido ao número de etapas existentes. Sendo assim, para não causar problemas de abastecimento nas lojas, a equipe de planejamento se antecipa ao prever uma possível meta de crescimento para o ano subsequente, de modo a dimensionar o estoque necessário para fazer a venda prevista para a estação seguinte.

Quando as previsões não são acuradas, a empresa pode sofrer com excesso ou falta de estoque, o que pode afetar negativamente as vendas e os lucros. Dentre os principais indicadores gerenciados pela empresa em questão, o giro de estoque é o mais afetado por previsões imprecisas. Se o estoque for menor que o necessário para fazer a venda, devido a importação, não há reatividade para novas compras. Por outro lado, um estoque grande com giro baixo dificulta o escoamento de produtos.

Um estudo realizado por Ali *et al*. (2009) no varejo alimentício da Europa, analisou a previsão de vendas de diversos itens, observando que a acurácia melhorou 30% com as previsões combinadas (método quantitativo com análise de especialistas) no período global e 65% no período promocional, em comparação à utilização de um método de previsão isolado. Da mesma forma, Calsing (2015) propôs a aplicação de um método de previsão de demanda combinada em uma empresa metal-mecânica situada em São Leopoldo, no Rio Grande do Sul. A combinação de previsões proporcionou um aumento de 23,26% na acurácia quando comparada com o valor obtido apenas utilizando métodos qualitativos. Ainda, Casagrande e Hoss (2010) avaliaram o erro existente nas previsões de demanda de um frigorífico situado em Toledo, no Paraná. Os autores compararam os erros de previsões quantitativa, qualitativa e mista, confirmando que a combinação entre métodos de previsão proporciona a maior acurácia.

Considerando que a organização escolhida para o estudo utiliza dados quantitativos e qualitativos na elaboração de suas previsões de demanda, a questão de pesquisa deste trabalho é: qual o melhor modelo de previsão de demanda combinada para a empresa analisada? Para responder esse questionamento, o objetivo geral desse artigo é estruturar um processo de previsão de demanda que garanta maior acurácia para as previsões de curto prazo na empresa analisada. Com isso, como objetivos específicos foram definidos: (i) mapear os problemas enfrentados no modelo de previsão atual; (ii) selecionar e aplicar métodos quantitativos de previsão que impliquem em maior acuracidade que o atual; e (iii) padronizar o processo de previsão a fim de facilitar sua implementação por outros grupos de produtos da empresa.

O presente trabalho se dará dentro de uma empresa varejista do setor de vestuário. Os métodos quantitativos de previsão de demanda escolhidos serão aplicados em dois grupos de produtos existentes na empresa, ambos com presença de sazonalidade e necessidade de importação de produtos. Os métodos utilizados ficaram restritos aos indicados na etapa de seleção dos métodos de previsão. As considerações feitas ao final,

cabem apenas ao cenário estudado, uma vez que é preciso entender o ambiente de aplicação dos métodos de previsão antes de replicá-los.

O artigo está organizado em quatro seções. A primeira é a introdução, que contém a descrição do cenário, apresentação dos objetivos, justificativas e limitações do projeto. Na segunda seção são apresentadas a caracterização da pesquisa e a discriminação do método de trabalho escolhido. A terceira seção é reservada para apresentar a aplicação do projeto na empresa escolhida. Por fim, na quarta seção são sintetizadas as principais considerações obtidas pelo estudo e são sugeridos os próximos passos do trabalho.

2. Procedimentos Metodológicos

Essa seção é caracterizada pela apresentação do método de pesquisa escolhido para o estudo e do método de trabalho utilizado. A classificação da pesquisa segue os seguintes critérios: natureza, objetivo, abordagem da pesquisa, classificação do tempo transcorrido de análise e procedimentos adotados. Por sua vez, o método de trabalho detalha o sequenciamento lógico das etapas percorridas.

2.1 Método de pesquisa

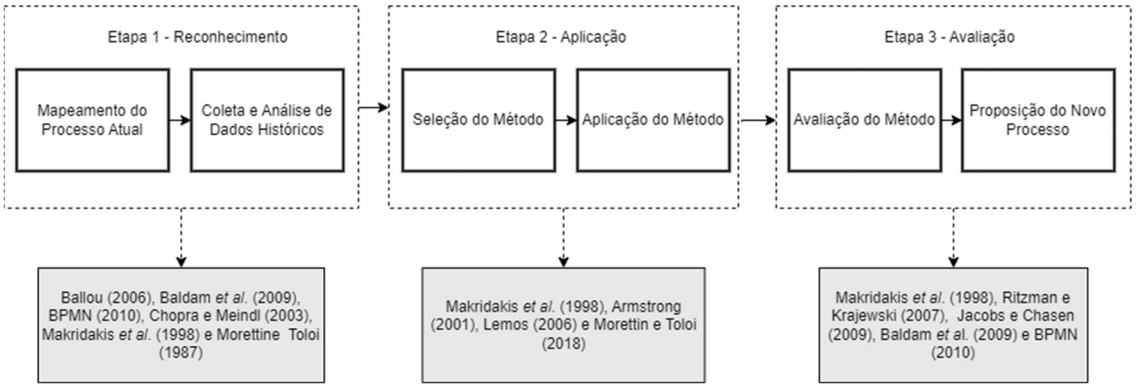
Este trabalho é de natureza aplicada, uma vez que sua existência é justificada pelo interesse na aplicação, utilização e consequências práticas de um método de previsão de demanda que forneça maior acurácia nas previsões da empresa estudada (GIL, 2002). O objetivo é exploratório, pois usa o levantamento de dados e pesquisas com especialistas para proporcionar maior familiaridade com o problema e, assim, propor novas soluções (GERHARDT; SILVEIRA, 2009).

A pesquisa segue uma abordagem quali-quantitativa, pois há interesse em dimensionar, avaliar e implementar dados quantitativos, ao mesmo tempo em que os dados qualitativos são observados e interpretados em prol de uma compreensão integral do estudo (KNECHTEL, 2014). Quanto ao seu desenvolvimento no tempo, a pesquisa é longitudinal porque permite comparar o antes e depois de um cenário em um longo período (SILVA; MENEZES, 2001). Ainda, caracteriza-se por ser um estudo de caso, visto que fenômenos contemporâneos são analisados dentro de seus contextos e investigados empiricamente a fim de construir um amplo conhecimento (YIN, 2015).

2.2 Método de trabalho

Um processo de previsão de demanda exige um amplo conhecimento acerca das variáveis internas e externas à organização. Para auxiliar a obtenção de tais conhecimentos, o método de trabalho proposto é composto pelas etapas de reconhecimento, aplicação e avaliação, que se desdobram em 5 subetapas, conforme a (Figura 1): (i) mapeamento do processo atual; (ii) coleta e análise de dados históricos; (iii) seleção e aplicação do método; (iv) avaliação do método; e (v) proposição do novo processo. Tais etapas foram adaptadas dos estudos de Ballou (2006), Baldam *et al*. (2009), BPMN (2010), Chopra e Meindl (2003), Makridakis *et al*. (1998), Morettin e Toloi (1987), Morettin e Toloi (2018), Armstrong (2001), Lemos (2006), Ritzman e Krajewski (2007) e Jacobs e Chase (2009).

Figura 1 – Estruturação do Método de Trabalho



Fonte: Elaborado pela autora

2.2.1 Mapeamento do Processo Atual

Um processo é uma sequência específica de atividades que possui um começo e um fim bem especificados (DAVENPORT, 1993). Para Corrêa (2019), o início do processo de previsão inclui a obtenção de dados históricos de venda da empresa, período a período; informações que expliquem comportamentos atípicos, como os observados em fechamento de lojas; informações sobre prováveis expansões de oferta dos concorrentes, sejam físicas ou digitais; relatórios de pesquisas de mercado que apontem indícios do comportamento futuro do consumidor; e conhecimento sobre a conjuntura econômica atual e futura do país.

De acordo com Ballou (2006), para iniciar o processo de previsão de demanda é preciso entender como a demanda se apresenta na organização, para isso, se deve seguir os critérios de temporalidade, regularidade e dependência da demanda. A temporalidade significa entender onde e quando haverá a demanda. Se os produtos possuem entrada única, trata-se de uma demanda especial. Se há um histórico de entradas, então é um produto de demanda temporal representada por uma série temporal. Séries temporais são a base para a maioria dos métodos de previsão de curto prazo (BALLOU, 2006).

Para definir se um produto possui demanda regular, é necessário identificar se há uma continuidade ao longo do tempo e se é possível identificar componentes de tendência, sazonalidade ou aleatoriedade. Se a demanda é intermitente, a série é chamada de irregular (BALLOU, 2006).

Segundo Corrêa e Gianesi (1992), o critério de dependência pode ser dividido entre: (i) demanda independente e (ii) demanda dependente. A diferença entre itens de demanda dependente e independente é que para os primeiros é possível calcular sua demanda baseando-se na demanda observada para o produto final, enquanto para os itens de demanda independente, ela deve ser prevista com base nas características do mercado consumidor por meio de métodos estatísticos (CORRÊA; GIANESI, 1992).

Itens de demanda independente são aqueles cuja demanda não depende de nenhum outro item. Normalmente sua demanda será afetada por aspectos de mercado, que fogem ao controle da organização. Geralmente tais itens são classificados como produto final. Itens de demanda dependente caracterizam-se por depender da demanda de outros. A demanda do componente de um produto, por exemplo, depende diretamente da demanda do produto final e, normalmente, tais itens são considerados componentes de montagem do produto cuja demanda é independente (CORRÊA; GIANESI, 1992).

Ainda, segundo Chopra e Meindl (2003) as empresas devem equilibras fatores subjetivos e objetivos antes de escolher o modelo adequado de previsão. Como exemplo de fatores subjetivos tem-se o planejamento de campanhas publicitárias, planejamento dos descontos e ações tomadas por concorrentes. Além dos critérios mencionados anteriormente, a empresa precisa estar consciente do tempo de reposta da cadeia de suprimentos porque este tempo determinará o momento de iniciar as previsões.

Uma vez entendido o processo de previsão, é possível iniciar o mapeamento do estado atual. O mapeamento de processos é uma ferramenta de identificação, representação, visualização e análise dos processos de uma empresa, com o intuito de

melhorá-los e aperfeiçoá-los (BUENO *et al*., 2019). Para Oliveira (2012), o mapeamento do processo não só proporciona a padronização dos conceitos como também melhora a qualidade e produtividade dos produtos e serviços, auxiliando na identificação de problemas. Segundo Baldam *et al*. (2009), na execução do mapeamento do processo atual, as seguintes etapas são relevantes:

a) preparação do projeto de mapeamento: etapa de compreensão do escopo do processo e das pessoas envolvidas;
b) coleta de dados e informações com usuários: etapa de entrevistas com os especialistas do negócio;
c) documentação do processo: etapa de construção do modelo de acordo com a metodologia definida;
d) validação do processo: etapa de análise do modelo e validação da sua coerência; e
e) correção da documentação: etapa de correção de eventuais distorções percebidas na validação.

A metodologia indicada para a representação gráfica do processo de previsão é o *Business Processes Modeling Notation* (BPMN), que utiliza Diagramas de Processos de Negócios (DPN) para representar graficamente o fluxo de operações e atividades. Os elementos da BPMN são agrupados conforme apresentado no ANEXO A. As Atividades são representadas por tarefas e subprocessos; os eventos são acontecimentos que podem modificar a sequência de execução de um processo de negócio; as decisões representam pontos de divergência ou convergência no fluxo; os artefatos representam documentações e/ou dados manipulados no processo; as raias repartem e organizam os participantes do processo; e os conectores conectam um elemento ao outro e/ou indicam uma direção a seguir (BPMN, 2010).

A construção dos modelos de DPN pode ser feita com apoio de ferramentas computacionais como Aris, WBI Modeler (IBM), Bizagi e Draw.io. Essas ferramentas suportam a modelagem, validação e consolidação do mapeamento de processos de negócios (OLIVEIRA *et al*., 2012).

2.2.2 Coleta e Análise de Dados Históricos

Segundo Makridakis *et al*. (1998), nesta etapa é verificada a disponibilidade dos dados para a construção das previsões quantitativas (dados históricos) e qualitativas

(informações comportamentais da demanda). A fase de coleta de dados auxilia no direcionamento dos processos que envolverão a pesquisa, uma vez que dados válidos e confiáveis são o ponto de partida para o processo de previsão (MOON, *et.al*, 1998).

A utilização de projeções históricas deve ocorrer nos casos em que a demanda seja considerada temporal, regular e independente. Dado tal cenário, os dados devem ser coletados por meio do sistema de banco de dados utilizado na organização (WERNER, 2004). A fim de garantir a qualidade dos dados, os especialistas devem validar a coleta retirando valores que não descrevem o comportamento real do produto (decorrentes de eventos especiais passados e não sistemáticos), e avaliando se fatores contextuais não interferirão na previsão, de forma sistemática e não tendenciosa (ARMSTRONG, 2001). Para Morettin e Toloi (2018), qualquer conjunto de dados ordenados no tempo pode ser considerado uma série temporal. Para os autores, uma vez obtida a série, o objetivo da análise é identificar os principais fenômenos geradores da série e descrever seu comportamento, indicando tendências e periodicidades.

Conforme Morettin e Toloi (1987), séries temporais são compostas por:

a) tendência: deslocamento da série no tempo, podendo ser crescente, decrescente ou constante;
b) ciclo: variação periódica que ocorre em intervalos regulares de tempo;
c) sazonalidade: variação periódica que ocorre em intervalos regulares de tempo e está relacionada a eventos sazonais ou climáticos; e
d) ruído: variabilidades intrínsecas aos dados e que não podem ser modeladas.

De acordo com Chambers *et al*. (1971), a análise da série temporal deve ser realizada com o objetivo de identificar o número de observações da série de interesse e o seu perfil da demanda. Ou seja, é preciso encontrar regularidades ou variações sistemáticas relacionadas a sazonalidade e padrões cíclicos. Por exemplo, considerando dados mensais e sazonalidade, é necessário ter uma série histórica com no mínimo dois anos de observações para confirmar o comportamento sazonal (CASTANHEIRA, 2012).

Para identificar qual método de previsão de séries temporais é o mais adequado para representar o comportamento da série temporal, Makridakis *et al*. (1998) recomendam visualizar graficamente os dados. Desta forma a identificação dos padrões de tendência, ciclo e sazonalidade é facilitada, dado que o perfil de demanda orienta a seleção do método quantitativo a ser utilizado.

2.2.3 Seleção e Aplicação do Método

Para Makridakis *et al*. (1998), a seleção do método correto de previsão é tão importante quanto reconhecer a importância da previsão no âmbito organizacional. Um fator-chave para a escolha da melhor abordagem de previsão é estabelecer o horizonte de tempo, podendo ser curto (0 a 3 meses), médio (3 meses a 2 anos) e longo prazo (mais de 2 anos). Definir o horizonte temporal auxilia na seleção do melhor método pois possibilita avaliar o impacto em custo e precisão de cada uma das técnicas de previsão.

Para Armstrong (2001), a seleção do método ideal de previsão é oriunda da análise de seis critérios: conveniência, popularidade no mercado, julgamento estruturado, critérios estatísticos e registros históricos. No critério de conveniência é sugerida a utilização de métodos que sejam de fácil aplicação e entendimento. A popularidade de mercado indica o uso dos métodos mais utilizados no cenário estudado. O critério de julgamento estruturado estabelece que, diante de muitas opções de métodos, é importante que o especialista estabeleça critérios explícitos e classifique os métodos em relação a eles. O critério estatístico se refere à utilização de resultados quantitativos gerados por meio de análises estatísticas sobre o percentual de desvio ou erro de cada modelo. Por fim, o critério de registros históricos baseia-se na análise das previsões já realizadas e em pesquisas publicadas anteriormente.

A escolha do método de previsão adequado não é rígida e pode ser feita por meio de testes entre as opções disponíveis. Lemos (2006) propôs um fluxograma, baseado nos trabalhos de Armstrong (2001), Georgoff e Murdick (1986) e Chumbers *et al*. (1971) para auxiliar na escolha do método de previsão (ANEXO B). Segundo o autor, o fluxograma tem por objetivo direcionar a utilização para o método que gere menor erro de previsão.

Os critérios de seleção utilizados foram nível industrial da previsão e estágio de ciclo de vida dos produtos. Tais critérios atuam como filtros iniciais e que direcionam a escolha dos métodos qualitativos e/ou quantitativos. Dentro do fluxograma, disponibilidade de recursos, tipos de dados disponíveis e conhecimento das relações entre as variáveis que impactam a previsão são informações de suma importância para a escolha do método de previsão mais adequado (LEMOS, 2006). A aplicação do(s) métodos(s) selecionado(s) de previsão, detalhando a modelagem matemática, será discriminada na Seção 3.

2.2.4 Avaliação do Método

Esta etapa consiste em concluir se o modelo de predição proposto oferece previsões mais acuradas que o método atual. Dado o cenário, a acurácia se mostra o principal indicador de sucesso de uma previsão de demanda, pois ela indica o quão perto da realidade a curva projetada se encontra (ABRAHAM; LEDOLTER, 1983). Segundo Ritzman e Krajewski (2007), o desenvolvimento de uma previsão de demanda acurada depende das informações disponíveis e do uso de uma técnica apropriada de predição.

Na maioria das vezes as previsões apresentarão erros, sejam eles sistemáticos ou aleatórios. Erros sistemáticos geralmente são o resultado da estimativa sem precisão dos padrões de demanda, de tendência, de sazonalidade e de ciclicidade. Erros aleatórios resultam de fatores imprevisíveis, que não podem ser explicados pelo método de previsão utilizado. A escolha de um método de previsão adequado ajuda a minimizar tais erros, mas não os eliminar (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2007). Posteriormente à escolha do método, é preciso calcular a acuracidade da previsão.

Segundo Armstrong e Collopy (1992), existem diversos métodos de medição de acuracidade e, ao utilizá-los de forma combinada, é possível compensar os defeitos das diferentes medidas. Neste estudo, o desempenho das previsões será calculado pelos seguintes medidores de acurácia: (i) Erro absoluto médio *(Mean Absolute Error - MAD);* e (ii) Erro percentual absoluto médio *(Mean Absolute Percentage Error* - MAPE). O MAD, é o erro médio nas previsões, utilizando valores absolutos. Em geral, quanto menor o valor do MAD, menor a dispersão dos dados em relação à média. *O MAPE* calcula a média dos erros percentuais dos períodos analisados. Quanto menor seu resultado, maior a precisão dos dados previstos (JACOBS; CHASE, 2009).

O erro da previsão é obtido através da diferença entre o valor observado e o valor previsto no período determinado, conforme Equação (1). Os cálculos das medidas MAD e MAPE são obtidos por meio das Equações (2) e (3), respectivamente (MAKRIDAKIS *et al*., 1998).

$$E_t = D_t - F_t \tag{1}$$

$$MAD = \frac{\sum |E_t|}{n} \tag{2}$$

$$\text{MAPE} = \frac{\sum (|E_t|/D_t)}{n} \tag{3}$$

Onde: E_t é o erro de previsão no período t; F_t é a previsão de demanda; D_t é a demanda real; e n é o número de períodos considerados no cálculo da média.

Em processos de previsão também é avaliado o ajuste do modelo de previsão à série temporal analisada. O erro quadrático médio (*Mean Squared Error* - MSE), conforme Equação (4) (VERÍSSIMO *et al*., 2012), é utilizado na verificação do ajuste do modelo à série temporal e deve ser considerado no momento da análise da previsão de demanda (MAKRIDAKIS *et al*., 1998). Quanto menor o valor do MSE, mais ajustado o modelo está à série temporal (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2007).

$$MSE = \frac{\sum(E_t)^2}{n} \quad (4)$$

Onde: E_t é o erro de previsão no período t obtido na Equação (1); t é o período; e n é o número de períodos considerados no cálculo do erro.

A partir do cálculo dos indicadores apresentados, é possível identificar qual modelo tem maior aderência à serie temporal avaliada, assim como qual método gera maior precisão na previsão de demanda futura. O método de previsão escolhido será aquele que proporcionar a maior acurácia, mesmo que, para isso, seja necessário optar por um modelo com menor aderência à série.

2.2.5 Proposição do Novo Processo

O objetivo nesta fase é retomar o mapeamento do processo de previsão de demanda na organização e verificar, considerando os resultados obtidos nas etapas anteriores, se existem melhorias que podem ser aplicadas ao processo. Segundo Baldam *et al*. (2009), no mapeamento do processo futuro é esperada a realização do redesenho do processo com a indicação das modificações sugeridas. Portanto, é preciso reunir novamente os especialistas para apresentar quais modificações são sugeridas ao processo. Para isso, é preciso retomar os apontamentos evidenciados na etapa de mapeamento do estado atual, assim como revisitar o modelo de previsão escolhido, analisando quais modificações podem ser incorporadas ao processo. Por fim, o processo deve ser redesenhado conforme metodologia BPMN.

3. Resultados

As seções a seguir detalham a aplicação do método proposto no caso estudado. O objeto de estudo é uma empresa com mais de 50 anos de experiência no mercado varejista, presente em 3 países da América Latina. Em seu organograma, a diretoria de produto é responsável por todas as questões referentes aos produtos vendidos na companhia. Essa diretoria é dividida em Negócio 1 e Negócio 2. Estes, se desdobram em Divisões e Grupos. O presente trabalho avaliou o processo de previsão de demanda existente em dois grupos, Linha Esportiva e Linha Noite, de uma mesma divisão pertencente ao Negócio 1.

A empresa em questão possui metas anuais que são acompanhadas semanalmente. Para cada um dos grupos de produtos avaliados são geradas previsões de vendas anuais, desdobradas em semanas. As previsões precisam ser acuradas, uma vez que precisam corroborar o crescimento proposto pela divisão e balizar a decisão sobre o tamanho do estoque que será adquirido. Atualmente, o processo de previsão da demanda da empresa é baseado no histórico de vendas passadas, utilizando um método de média móvel ponderada e julgamento dos especialistas.

A presença de produtos importados em ambos os grupos analisados, faz com que a equipe de planejamento se antecipe à companhia na previsão dos crescimentos do próximo ano. Essa antecipação é necessária devido ao *time to market* dos grupos, com duração de aproximadamente 10 meses. O *time to market* é o tempo necessário desde a concepção de um produto até a sua disponibilização para venda. No varejo de moda, ele engloba as fases de entendimento sobre o público-alvo, análise de novas tendências de moda, análise da venda em períodos passados e previsões de venda. O risco em prever produtos voltados para a moda, com esta antecedência, é comprometer a gestão dos estoques, perder reatividade devido à importação e não alcançar os objetivos de crescimento propostos.

3.1 Mapeamento do Processo Atual

O mapeamento do processo atual compreende as fases de preparação do projeto, coleta de dados e informações com usuários, documentação do processo e validação. Para a documentação do fluxo do processo foi escolhido o software livre b*pmn.io*. A diagramação foi feita com base na notação BPMN.

O objetivo da etapa de preparação do projeto é entender como a demanda se apresenta na organização e quem são os principais agentes na construção das previsões dos grupos de produtos avaliados. Tanto o grupo de linha esportiva como o de linha noite possuem características semelhantes de demanda. Considerando o critério de temporalidade, possuem demanda temporal, com produtos de entradas constantes. Em relação a regularidade, são grupos com demanda regular, onde é possível identificar tendência, sazonalidade e aleatoriedade. Ainda, seguindo o critério da dependência, são considerados produtos que atendem clientes finais do processo, portanto, possuem demanda independente.

A previsão de vendas de cada um dos grupos é responsabilidade de um especialista da área de planejamento. O objetivo desse profissional é acompanhar a entrada dos produtos, planejar sua distribuição e gerenciar os estoques de acordo com os objetivos da divisão e do negócio.

Para entender o estado atual do processo de planejamento dos grupos, foram realizadas duas entrevistas, não estruturadas, com seus respectivos especialistas. O objetivo dessas conversas foi encontrar o momento em que os especialistas começam a planejar o tamanho da compra do ano seguinte e quais etapas envolvem esse processo. Em um segundo momento, o gerente da divisão explicou quais informações são fornecidas pela companhia para embasar as decisões, quando elas são fornecidas e quais os setores envolvidos.

Após a elaboração do fluxograma, o resultado foi apresentado aos especialistas para validação. Na validação, os especialistas foram convidados a analisar se a lógica do processo atual foi devidamente diagramada e, caso contrário, indicar as correções a serem realizadas. O resultado do mapeamento é apresentado no APÊNDICE A.

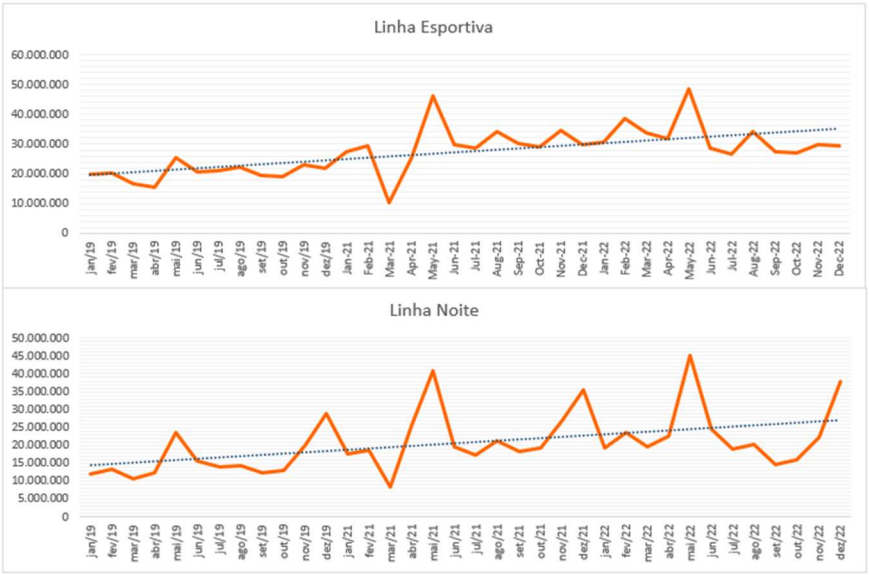
3.2 Coleta e Análise de Dados Históricos

Dado que os critérios de temporalidade, regularidade e dependência de demanda indicam para o uso das séries históricas, a coleta dos dados deve ser iniciada. Para a realização deste estudo de caso, o histórico avaliado foi retirado do banco de dados da empresa. A base de dados coletada possui as vendas realizadas mensalmente. Ao todo, são 39 meses, de janeiro de 2019 e março de 2023. Por orientação dos especialistas, os dados referentes a 2020 não foram considerados pois não descrevem o comportamento real dos grupos.

A base de dados coletada será dividida em base de treinamento e base de teste. Os dados referentes ao intervalo de janeiro de 2019 e dezembro de 2022 serão a base de treinamento, utilizada para determinação dos coeficientes e dos parâmetros dos modelos ajustados à série histórica. Já os meses de janeiro, março e fevereiro de 2023 serão a base de teste, usada para comparar a acuracidade dos métodos propostos em relação aos valores realizados.

A aplicação dos métodos quantitativos de séries temporais deve ser precedida de uma avaliação do comportamento das séries históricas. A Figura 2 apresenta os comportamentos observados na demanda histórica dos grupos Linha Esportiva e Linha Noite, durante o período analisado.

Figura 2 – Comportamento das séries temporais pré-análise



Fonte: Elaborado pela autora

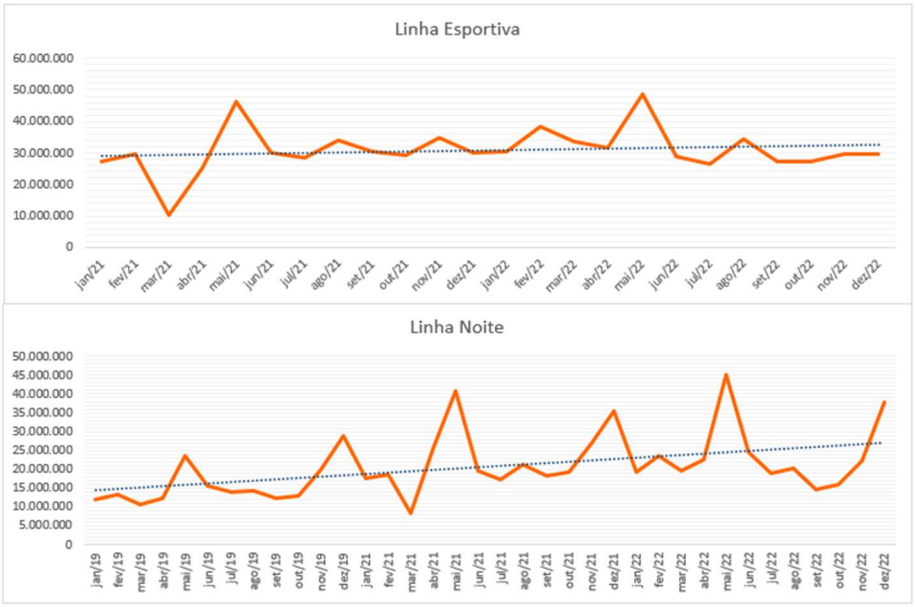
Os dois grupos apresentam sazonalidade e tendência de crescimento ao longo dos anos. Em ambos os grupos é observado um vale significativo em março de 2021. Tal resultado é decorrente do fechamento de lojas durante um agravamento da pandemia da Covid-19. Já no ano de 2022, houve uma desaceleração da venda a partir de agosto, explicada pelo cenário político-econômico brasileiro.

Em relação ao grupo Linha Esportiva, é possível identificar uma modificação nos padrões de venda ao longo dos anos. O grupo possuía uma venda mais linearizada em 2019, em comparação com os anos seguintes. A razão dessa diferença eram os constantes problemas logísticos que impediam a exposição dos produtos de inverno no momento adequado à venda. A partir de 2021 tais problemas foram sanados, resultando em uma mudança no perfil de demanda dos produtos, com picos mais acentuados de venda. Em

função da mudança de comportamento identificada, os dados referentes ao ano de 2019 serão desconsiderados deste estudo. A curva de vendas que será utilizada é apresentada na Figura 3. Ademais, a principal venda do grupo de produtos Linha Esportiva é verificada no mês de maio, explicada pela venda dos produtos de inverno e especialmente pelo Dia das Mães. Os demais períodos do ano de 2021 oscilaram entre pequenos picos e vales, decorrentes das entradas de novas coleções de produtos, mas com tendência crescente.

Sobre o grupo Linha Noite, a curva de venda dos anos analisados mantém um padrão, mas com picos e vales mais acentuados a partir de 2021. Os principais picos observados nesse grupo de produtos são verificados em maio e em dezembro, explicados pelos eventos de Dia das Mães e Natal, respectivamente. Para esse grupo não foram retirados dados da série temporal original, ficando com 3 anos de dados para a série de treinamento (Figura 3).

Figura 3 – Comportamento das séries temporais pós-análise



Fonte: Elaborado pela autora

3.3 Seleção e Aplicação do Método

O horizonte temporal estabelecido para gerar as previsões desse estudo é de curto prazo (3 meses). Para a escolha dos métodos aplicados, foi utilizada a seleção de métodos de previsão de demanda proposta por Lemos (2006). O nível industrial de previsão foi classificado como corporativo, pois trata-se da previsão de venda de produtos que irão para todas as lojas do Brasil. O ciclo de vida dos grupos de produtos pode ser considerado

estável, uma vez que fazem parte de uma marca com estabilidade no mercado. Tal estabilidade proporciona a disponibilidade de séries históricas para a análise.

Considerando o conhecimento acerca das variáveis influentes no processo preditivo, os especialistas entendem que datas festivas e fator climático são algumas das variáveis que impactam a venda, no entanto, não são capazes de dimensionar quantitativamente essa interferência. Além disso, não há conhecimento contextual consistente acerca das séries temporais.

Dado o cenário, a indicação é utilizar métodos de extrapolação para as previsões. Ainda, considerando a limitação dos recursos financeiros, é apropriada a aplicação de métodos de previsão baseados na análise dos componentes das séries temporais. Portanto, os métodos escolhidos, baseados em modelos matemáticos, foram: Média Móvel, Suavização Exponencial Simples, Suavização Exponencial Linear de Holt e Método de Holt-Winters. O APÊNDICE B ilustra o fluxo seguido para a definição dos métodos aplicados.

Nas próximas subseções são apresentados os cálculos necessários para a aplicação de cada um dos modelos escolhidos na etapa de seleção. Foi medido o ajuste dos modelos à série histórica com a utilização do erro quadrático (MSE). Para o grupo de produtos Linha Esportiva o MSE é calculado com base nos dados de março de 2021 a dezembro de 2022. Já para o grupo de produtos Linha Noite, o MSE é calculado baseando-se nos dados de março de 2019 a dezembro de 2022. A acurácia das previsões foi calculada utilizando o MAPE e o MAD.

3.3.1 Modelo da Média Móvel

Esta técnica consiste no cálculo da média aritmética das n observações mais recentes (MORETTIN; TOLOI, 2018). Para os autores, a previsão de todos os valores futuros é dada pela última média móvel calculada. O cálculo da média móvel é apresentado na Equação (5).

$$M = \frac{Z_t + Z_{t-1} \ldots Z_{t-r+1}}{n} \quad (5)$$

Onde: M é a previsão de demanda; Z é o valor da observação; n é o número das observações mais recentes escolhido para o cálculo; e t é o período.

O modelo da Média Móvel foi aplicado com base nos dados semanais de venda, tanto para o grupo de Linha Esportiva como para o grupo de Linha Noite. Para decidir qual valor de n garante um maior ajuste ao modelo e uma maior acurácia nas previsões,

o modelo foi aplicado testando três diferentes valores: 2, 3, 4, 5 e 6. Ambos os grupos atingiram uma acurácia maior e um melhor ajuste à série histórica com um n=6. O MSE de todos os modelos testados, para ambos os grupos, foi calculado conforme APÊNDICE C. Na Tabela 1 são apresentados os resultados da aplicação.

Tabela 1 - Aplicação do Modelo de Média Móvel

LINHA ESPORTIVA						
Semana	**Venda Realizada**	**Previsões n=2**	**Previsões n=3**	**Previsões n=4**	**Previsões n=5**	**Previsões n=6**
jan/23	29.087.560	29.594.849	28.771.811	28.434.759	29.622.716	29.123.453
fev/23	34.766.097	29.594.849	28.771.811	28.434.759	29.622.716	29.123.453
mar/23	27.838.120	29.594.849	28.771.811	28.434.759	29.622.716	29.123.453
	MSE	92.821.302.083.721	52.408.632.663.630	54.528.230.160.057	33.647.411.160.407	30.387.320.348.792
	MAD	2.478.422	2.414.575	2.526.926	2.487.711	2.321.290
	MAPE	7,64%	7,23%	7,53%	7,68%	6,99%
LINHA NOITE						
Semana	**Venda Realizada**	**Previsões n=2**	**Previsões n=3**	**Previsões n=4**	**Previsões n=5**	**Previsões n=6**
jan/23	15.877.253	29.984.904	25.254.616	22.600.798	22.125.914	21.577.339
fev/23	19.159.247	29.984.904	25.254.616	22.600.798	22.125.914	21.577.339
mar/23	16.540.824	29.984.904	25.254.616	22.600.798	22.125.914	21.577.339
	MSE	99.063.299.098.936	93.399.262.516.434	91.319.527.608.797	79.513.853.420.723	73.695.435.294.066
	MAD	12.792.463	8.062.175	5.408.357	4.933.473	4.384.898
	MAPE	75,55%	47,85%	32,32%	29,54%	26,32%

Fonte: Elaborado pela autora

3.3.2 Modelo de Suavização Exponencial Simples

Assim como a Média Móvel, este modelo é indicado para dados que não apresentam tendência e sazonalidade. A Suavização Exponencial Simples é uma sofisticação da média móvel ponderada, dando pesos maiores para as observações mais recentes. O cálculo desse modelo é apresentado na Equação (6) (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2007).

$$F_{t+1} = F_t + \alpha * (D_t - F_t) \quad (6)$$

Onde: F_{t+1} é a previsão no período t+1; F_t é a previsão exponencialmente suavizada no período t; **α** é o parâmetro suavizador; D_t é a demanda real no tempo t; e t é o período.

Para este modelo é necessário determinar um valor entre 0 e 1 para o parâmetro suavizador Alfa (α). Quanto mais próximo de 0 o valor do parâmetro, mais estáveis as

previsões. Um valor de Alfa mais próximo de 1 indica uma ênfase maior nos níveis mais recentes de observações (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2007).

O modelo foi aplicado para os dois grupos de produtos. O valor de Alfa foi obtido por meio do Solver do Excel. A função objetivo foi a minimização do somatório dos erros quadráticos do ajuste do modelo à série histórica e a restrição foi o valor de Alfa estar entre 0 e 1. Na Tabela 2 são apresentados os resultados da aplicação.

Tabela 2 - Aplicação do Modelo de Suavização Exponencial Simples

LINHA ESPORTIVA			LINHA NOITE		
Semana	**Venda Realizada**	**Previsões**	**Semana**	**Venda Realizada**	**Previsões**
jan/23	29.087.560	30.820.305	jan/23	15.877.253	24.220.946
fev/23	34.766.097	30.820.305	fev/23	19.159.247	24.220.946
mar/23	27.838.120	30.820.305	mar/23	16.540.824	24.220.946
	MSE	56.354.682.451.788		**MSE**	68.456.249.613.634
	MAD	2.886.907		**MAD**	7.028.505
	MAPE	9,34%		**MAPE**	41,80%

Fonte: Elaborado pela autora

3.3.3 Modelo de Suavização Exponencial Linear de Holt

Este modelo é indicado para séries temporais que apresentam tendência. Para o cálculo, são utilizadas duas constantes: Alfa (α) e Beta (β). Os valores das constantes necessariamente devem assumir valores entre 0 e 1 e podem ser obtidos por meio do Solver do Excel. As Equações (7), (8) e (9) apresentam os cálculos necessários do modelo de Suavização Exponencial Linear de Holt (MORETTIN; TOLOI, 2018).

$$A_t = (\alpha * D_t) + [(1 - \alpha) * (A_{t-1} + T_{t-1})] \quad (7)$$

$$T_t = [\beta * (A_t - A_{t-1}) + [(1 - \beta) * T_{t-1}] \quad (8)$$

$$F_{t+m} = A_t + (T_t * m) \quad (9)$$

Onde: A_t é o nível estimado para a série no período t; T_t é a tendência estimada para a série no período t; F_{t+m} é a previsão para o período t+m; α é o parâmetro suavizador para o nível; β é o parâmetro suavizador para a tendência; D_t é a demanda real no período t; A_{t-1} é o nível estimado para a série no período t-1; T_{t-1} é a tendência estimada para a série no período t-1; t é o período; e m é o número de períodos a serem previstos.

O modelo foi aplicado para os dois grupos de produtos. Os valores de α e β foram obtidos por meio do Solver do Excel. A função objetivo foi a minimização do somatório dos erros quadráticos do ajuste do modelo à série histórica e a restrição foi o valor de α e β estar entre 0 e 1. Na Tabela 3 são apresentados os resultados da aplicação.

Tabela 3 - Aplicação do Modelo de Suavização Exponencial Linear de Holt

LINHA ESPORTIVA			LINHA NOITE		
Semana	**Venda Realizada**	**Previsões**	**Semana**	**Venda Realizada**	**Previsões**
jan/23	29.087.560	33.900.702	jan/23	15.877.253	35.095.532
fev/23	34.766.097	32.702.149	fev/23	19.159.247	45.735.709
mar/23	27.838.120	31.503.595	mar/23	16.540.824	56.375.887
	α =	0,0429		α =	0,4064
	β =	1,0000		β =	1,0000
	MSE	693.784.444.322.982		**MSE**	159.256.157.203.553
	MAD	3.514.189		**MAD**	28.543.268
	MAPE	11,88%		**MAPE**	166,86%

Fonte: Elaborado pela autora

3.3.4 Modelo de Holt-Winters

O modelo de Holt-Winters é indicado para séries temporais que apresentem, simultaneamente, tendência linear e sazonalidade. A aplicação do modelo compreende a suavização de 3 constantes, Alfa (α), Beta (β) e Gama (γ), a fim de estimar o nível, a tendência e a sazonalidade, respectivamente (MAKRIDAKIS *et al*., 1998). O modelo oferece duas abordagens, a multiplicativa e a aditiva. A forma multiplicativa é indicada para séries onde a amplitude do padrão sazonal varie com o tempo. Já a abordagem aditiva é aconselhada para séries cuja amplitude mantenha constância (RITZMAN; KRAJEWSKI, 2007). Por meio de uma observação empírica dos dados disponíveis, optou-se por utilizar a abordagem aditiva. As Equações (10), (11), (12) e (13) apresentam as equações do modelo (MAKRIDAKIS *et al*., 1998).

$$A_t = \alpha * (D_t - S_{t-s}) + [(1 - \alpha) * (A_{t-1} + T_{t-1})] \quad (10)$$

$$T_t = [\beta * (A_t - A_{t-1}) + [(1 - \beta) * T_{t-1}] \quad (11)$$

$$S_t = (\gamma * D_t - A_t) + [(1 - \gamma) * S_{t-1}] \quad (12)$$

$$F_{t+m} = A_t + T_{t-m} + S_{t-s+m} \quad (13)$$

Onde: At é o nível estimado para a série no período t; Tt é a tendência estimada para a série no período t; S_t é a sazonalidade estimada para a série no período t; F_{t+m} é a previsão para o período t+m; α é o parâmetro suavizador para o nível; β é o parâmetro suavizador para a tendência; γ é o parâmetro suavizador para a sazonalidade; D_t é a demanda real no período t; A_{t-1} é o nível estimado para a série no período t-1; T_{t-1} é a tendência estimada para a série no período t-1; St-1 é a sazonalidade estimada para a série no tempo t-1; T_{t-m} é a tendência no período t-m; S_{t-s+m} é a sazonalidade estimada no período t-s+m; t é o período; m é o número de períodos a serem previstos; e s é a estação completa de sazonalidade.

O modelo foi aplicado para os dois grupos de produtos. Os valores de α, β e γ foram obtidos por meio do Solver do Excel. A função objetivo foi a minimização do somatório dos erros quadráticos do ajuste do modelo à série histórica e a restrição foi o valor de α, β e γ estar entre 0 e 1. Na Tabela 4 são apresentados os resultados da aplicação.

Tabela 4 - Aplicação do Modelo de Holt-Winters Aditivo

LINHA ESPORTIVA			LINHA NOITE		
Semana	**Venda Realizada**	**Previsões**	**Semana**	**Venda Realizada**	**Previsões**
jan/23	29.087.560	31.224.917	jan/23	15.877.253	19.489.857
fev/23	34.766.097	29.270.037	fev/23	19.159.247	21.773.610
mar/23	27.838.120	30.818.641	mar/23	16.540.824	18.121.808
	α =	0,1804		α =	0,2417
	β =	1,0000		β =	1,0000
	γ =	0,0000		γ =	1,0000
	MSE	47.581.663.773.628		**MSE**	23.140.659.628.231
	MAD	3.537.979		**MAD**	2.602.651
	MAPE	11,29%		**MAPE**	15,32%

Fonte: Elaborado pela autora

Os gráficos que comparam os valores previstos pelos modelos avaliados em relação a venda realizada pela empresa, estão disponíveis no APÊNDICE D.

3.4 Avaliação do Método

A etapa de avaliação do método consiste na comparação entre os valores de acurácia calculados pelos modelos de previsão, por meio do MAPE e MAD, e na determinação do modelo de melhor ajuste à série temporal avaliada, por meio do MSE. A primeira fase do processo de avaliação consistiu na comparação entre os valores previstos pelos modelos em comparação com a venda realizada no período. Ambos os grupos de produtos tiveram suas previsões obtidas pelos seguintes modelos: Média Móvel; Suavização Exponencial Simples; Suavização Exponencial Linear de Holt; e Holt-Winters.

No grupo de produtos Linha Esportiva, o modelo de Média Móvel com n = 6 foi o mais acurado, apresentando os menores valores de erro em comparação com os demais modelos, assim como o melhor ajuste à série histórica. Para o grupo de produtos Linha Noite, o modelo Holt-Winters teve o melhor ajuste à série temporal além de apresentar os menores valores de erro, sendo esse o modelo mais acurado. Na Tabela 5 são apresentados os resultados da comparação dos modelos aplicados para os grupos de produtos Linha Esportiva e Linha Noite.

Tabela 5 – Comparação de resultado entre os modelos aplicados

LINHA ESPORTIVA					
Semana	Venda Realizada	Média Móvel n = 6	Suavização Exp. Simples	Suavização Exp. de Holt	Holt-Winters
jan/23	29.087.560	29.123.453	30.820.305	33.900.702	31.224.917
fev/23	34.766.097	29.123.453	30.820.305	32.702.149	29.270.037
mar/23	27.838.120	29.123.453	30.820.305	31.503.595	30.818.641
	MSE	30.387.320.348.792	56.354.682.451.788	693.784.444.322.982	47.581.663.773.628
	MAD	2.321.290	2.886.907	3.514.189	3.537.979
	MAPE	6,99%	9,34%	11,88%	11,29%

LINHA NOITE					
Semana	Venda Realizada	Média Móvel n = 6	Suavização Exp. Simples	Suavização Exp. de Holt	Holt-Winters
jan/23	15.877.253	21.577.339	24.220.946	35.095.532	19.489.857
fev/23	19.159.247	21.577.339	24.220.946	45.735.709	21.773.610
mar/23	16.540.824	21.577.339	24.220.946	56.375.887	18.121.808
	MSE	73.695.435.294.066	68.456.249.613.634	159.256.157.203.553	23.140.659.628.231
	MAD	4.384.898	7.028.505	28.543.268	2.602.651
	MAPE	26,32%	41,80%	166,86%	15,32%

Fonte: Elaborado pela autora

A segunda fase do processo de avaliação consistiu na comparação entre os valores previstos pelos modelos e a previsão realizada pela empresa. Ambos os grupos de produtos tiveram previsões mais acuradas quando calculadas pelos modelos propostos. Na Tabela 6 é apresentada a comparação dos valores das previsões.

Tabela 6 – Comparação entre a previsão proposta e a previsão da empresa

LINHA ESPORTIVA			
Semana	Venda Realizada	Média Móvel n = 6	Previsões da Empresa
jan/23	29.087.560	29.123.453	31.824.711
fev/23	34.766.097	29.123.453	39.021.719
mar/23	27.838.120	29.123.453	37.842.137
	MAD	2.321.290	5.665.597
	MAPE	6,99%	19,20%

LINHA NOITE			
Semana	Venda Realizada	Holt-Winters	Previsões da Empresa
jan/23	15.877.253	19.489.857	19.118.742
fev/23	19.159.247	21.773.610	20.859.297
mar/23	16.540.824	18.121.808	19.720.031
	MAD	2.602.651	2.706.916
	MAPE	15,32%	16,17%

Fonte: Elaborado pela autora

Os modelos de previsão de demanda propostos por este estudo obtiveram previsões mais acuradas dos que as previsões de venda geradas pela empresa em questão atualmente. Para o grupo de produtos Linha Esportiva, a previsão de vendas obtida pelo modelo Média Móvel apresentou um erro percentual absoluto médio de 6,99%, enquanto

a previsão gerada pela empresa foi de 19,20%, demonstrando uma acurácia 12,21% maior que a obtida pela empresa. Para o grupo de produtos Linha Noite a previsão de vendas obtida pelo modelo Holt-Winters apresentou um erro percentual absoluto médio de 15,32%, enquanto a previsão gerada pela empresa foi de 16,17%. O ganho oferecido em acuracidade foi de 0,85%.

3.5 Proposição do Novo Processo

De acordo com Thomassey (2010), o mercado varejista exige um conhecimento acerca da sazonalidade dos produtos, tendências de moda e clima. No processo atual de previsão de venda dos grupos de produto Linha Esportiva e Linha Noite, a sazonalidade é observada na análise da série histórica dos produtos. Por outro lado, as tendências de moda são avaliadas durante a Construção do *Briefing,* etapa realizada pela equipe de Estilo e que inicializa o processo de previsão de vendas. No entanto, no processo de previsão não há uma entrada oficial de informações climáticas. Em conversa realizada com os Especialistas de Planejamento dos grupos Linha Esportiva e Linha Noite, foi constatado que seria importante a empresa dar um direcionamento da intensidade dos fenômenos climáticos que poderiam acontecer no ano a ser planejado. Tal direcionamento, embora podendo apresentar variações, evitaria ações super ou subestimadas de compra de produtos, observadas quando os especialistas planejam os estoques baseados no comportamento do ano corrente.

Outro ponto observado foi o momento de definir a Estratégia dos grupos no processo de previsão. Esta etapa consiste em planejar quais ações serão tomadas no grupo de produtos para que o seu desempenho melhore. Ações como modificações em participações de produtos, incrementos, descontinuações ou novos direcionamentos de clusterizações são definidas nessa etapa. Atualmente, a Estratégia é realizada após a Apresentação do *Line*. No entanto, no *Line* são definidas as apostas oficiais para o grupo, dessa forma, pontos importantes de discussão da equipe podem não ser efetivados na estação correta. Portanto, o ideal seria antecipar a Estratégia, de modo que todos os insights da equipe de produto fossem abordados na Apresentação do Line. A alteração do modelo de previsão de demanda, sugerida na seção 3.4 não causaria alterações no processo de previsão. As modificações sugeridas e a proposição do novo processo de previsão podem ser observadas no APÊNDICE E.

4. Considerações Finais

Este artigo teve como objetivo apresentar uma sistemática para análise e melhorias do processo de previsão de demanda utilizado em uma grande varejista de moda presente no mercado brasileiro. A questão de pesquisa proposta buscava entender qual método de previsão combinada traria mais acuracidade para as previsões de venda dos grupos de produtos escolhidos. Para isso, foram avaliadas as etapas atuais do processo de previsão dos grupos, assim como foram aplicados novos modelos quantitativos de previsão buscando fornecer aos especialistas do negócio informações mais acuradas como base para o planejamento.

No mercado varejista, é fundamental aliar informações quantitativas e qualitativas no planejamento dos produtos. Os especialistas de planejamento são responsáveis por estabelecer como será a projeção de vendas do ano subsequente, por meio de análise da série histórica, e avaliar, aliando conhecimentos qualitativos, sobre a qualidade dos produtos, demanda das festividades e efeitos climáticos. A utilização de um modelo quantitativo de previsão mais acurado possibilita um dimensionamento mais assertivo dos estoques.

Os objetivos específicos foram: (i) mapear os problemas enfrentados no modelo de previsão atual; (ii) selecionar e aplicar modelos quantitativos de previsão que impliquem em maior acuracidade que o atual; e (iii) padronizar o processo de previsão a fim de facilitar sua implementação por outros grupos de produtos da empresa. Com a aplicação do método proposto, foi possível mapear quais questões impactam a previsão de demanda dos grupos, quais modelos de previsão oferecem maior acuracidade às previsões e sugerir mudanças no desenho atual do processo. Todos os problemas enfrentados no modelo atual de previsão foram verificados junto aos especialistas, por meio de entrevistas não estruturadas. As sugestões de melhorias foram validadas com os mesmos e desenhadas na proposição do novo fluxo de processo. Os modelos de previsão que ofereceram maior acurácias aos dois grupos foram sugeridos à equipe para aplicação.

Para trabalhos futuros, é indicado verificar se as modificações qualitativas no processo de previsão trazem benefícios ao planejamento dos especialistas do negócio. Além disso, indica-se submeter as previsões sugeridas neste trabalho à avaliação subjetiva dos especialistas, a fim de definir o tamanho do estoque que seria necessário para possibilitar a realização das projeções. O objetivo dessa ação seria acompanhar, ao longo

do ano, qual previsão de venda oferece maior assertividade para o dimensionamento dos estoques, a proposta neste trabalho ou a realizada pela empresa.

Referências

ABRAHAM, B.; LEDOLTER, J. **Statistical Methods for Forecasting.** New York: John Wiley & Sons, 1983.

ALI O. G.; SAYIN, S.; WOENSEL, T. V.; FRANSOO, J. **SKU demand forecasting in the presence of promotions.** Expert Systems with Applications, v. 36, 12340–12348, 2009.

ARMSTRONG, J. S.; COLLOPY, F. Error Measures for Generalizing about Forecasting Methods: Empirical Comparisons. International Journal of Forecasting, Vol. 8, 69-80 p. 1992.

ARMSTRONG, J. **Sales Forecasting**. Marketing Department – University of Pennsylvania. 16 p. 20 jul. 2008. Disponível em SSRN:<http://ssrn.com/abstract=1164602> Acesso em: 17/03/2023.

ARMSTRONG, J. **Selecting Forecasting Methods**. In: ARMSTRONG, J. Principles of Forecasting: a Handbok for Researchers and Practitioners. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001.

BALDAM, R. *et al*. **Gerenciamento de Processos de Negócios: BPM – Business Process Management**. Rio de Janeiro: Érica, 2009.

BALLOU, R. H. **Gerenciamento da Cadeia de Suprimentos/ Logística Empresarial.** Porto Alegre: Bookman, 2006.

BARBOSA, C. R.; SEIBEL, S. **Riscos na moda: recomendações associadas ao desenvolvimento de mix de produtos de vestuário no varejo sob ótica de especialistas.** ModaPalavra, Florianópolis, V. 14, N. 34, p. 284–307, 2021.

BATISTA, V.C. **Previsão de Vendas: Um Estudo no Varejo de Vestuário**. Porto Alegre: UFRGS, 2017. 74 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação Mestrado Profissional em Engenharia de Produção, 2017.

BPMN. **Business Process Model and Notation**. Object Management Group, 2011. 538 p., 2010. Disponível em: < https://www.omg.org/spec/BPMN/2.0/PDF>. Acesso em: 25/03/2023.

BUENO, R. V.; MACULAN, B. C.; AGANETTE, E. C. **Mapeamento de Processos e Gestão por Processos: Revisão Sistemática de Literatura.** Múltiplos Olhares em Ciência da Informação, v9, n. 2, 2019.

CALSING, L.C. **Previsão de Demanda Combinada a partir de métodos Quantitativos e Opinião de Especialistas**. Porto Alegre: UFRGS, 2015. 68 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, 2015.

CASAGRANDE, L.F.; HOSS, O. **Métodos de forecasting conjugado com um método qualitativo e um método quantitativo com a média das previsões quantitativas e qualitativas**. Revista CAP – Accounting and Management, v4, n.4, 2010.

CASTANHEIRA, N. P. Métodos Quantitativos. 1ª ed. Curitiba: Editora Intersaberes, 2012.

CHAMBERS, J.C; MULLICK, S.K; SMITH, D.D. **How to Choose the Right Forecasting Technique**. Harvard Business Review. V.49, July-August, p. 45-57, 1971. Disponível em: < https://hbr.org/1971/07/how-to-choose-the-right-forecasting-technique >. Acesso em: 15/04/2023.

CHOPRA, S.; MEINDL, P. **Gerenciamento da cadeia de suprimentos: estratégia, planejamento e operação**. São Paulo: Pearson, 2003.

CIETTA, E. **A Economia da Moda**. São Paulo: Estação das Letras e Cores, 2017.

CLEMEN, R.T. (1989**) Combining Forecasts: A Review and Annotated Bibliography.** International Journal of Forecasting, 5, 559-583, 1998.

CORRÊA, H. L. **Administração de Cadeias de Suprimentos e Logística - Integração na Era da Indústria 4.0**. 2ª ed. São Paulo: Atlas, 2019.

CORRÊA, H. L.; CORRÊA, C. A. **Administração de produção e de operações: manufatura e serviços: uma abordagem estratégica.**2ª ed. São Paulo: Atlas, 2009.

CORRÊA, L.; GIANESI, I. G. N. **Just in Time MRP II e OPT. Um Enfoque Estratégico.** 2 ed. São Paulo: Editora Atlas, 1992.

DAVENPORT, T. H. **Process innovation: reengineering work through information technology**. Harvard Business Press, 1993.

DE ANGELO, C. F.; FOUTO, N. M.; LUPPE, M. R. **Previsão de Vendas no varejo brasileiro: uma avaliação a partir de diferentes técnicas quantitativas**. REAd – Revista Eletrônica de Administração, v16, n. 1, p. 172-193, 2010.

GEORGOFF, D. M.; MURDICK, R. G. **Manager's Guide to Forecasting**. Harvard Business Review. V. 64, n. 1, p. 110-120, 1986.

GERHARDT, T. E.; SILVEIRA, D. T. **Métodos de Pesquisa.** 1ª ed. Porto Alegre: Editora da UFRGS, 2009.

GIL, A. C. **Como Elaborar Projetos de Pesquisa**. 4 ed. São Paulo: Atlas, 2002.

JACOBS, F. R; CHASE, R. B. **Administração de Operações e da Cadeia de Suprimentos** 13ed. AMGH Editora, 2009.

KNECHTEL, M. D. R. **Metodologia da Pesquisa em Educação: Uma abordagem teórico-prática dialogada**. Curitiba: Intersaberes, 2014.

LEMOS, F. O. **Metodologia para seleção de métodos de previsão de demanda**. Porto Alegre: UFRGS, 2006. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Produção), Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2006.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S. C; HYNDMAN, R J. **Forecasting: Methods and Applications**. 3ª ed. New York: John Wiley & Sons, 1998.

MOON, M; MENTZER, J.; SMITH, C. & GARVER, M. **Seven Keys to Better Forecasting**. Business Horizons. Vol. 41, n. 5, p. 44-52, 1998.

MORETTIN, P. A; TOLOI, C. M. C. **Análise de séries temporais**. 3 ed. São Paulo: Blucher, 2018.

MORETTIN, P. A; TOLOI, C. M. C. **Previsão de séries temporais**. 2 ed. São Paulo: Atual Editora, 1987.

OLIVEIRA, S. B**. Análise e melhoria de processos de negócio**. São Paulo: Atlas, 2012.

OLIVEIRA S.B.; MOTTA, R. A. S. M.; OLIVEIRA, A. S. **Gestão de processos e tecnologia de informação: em busca da agilidade em serviço.** Gestão Org-Revista Eletrônica de Gestão Organizacional, v.10, n.1, 172-194, 2012.

RITZMAN, L. P.; KRAJEWSKI, L. J. **Administração de Produção e Operações.** São Paulo: Pearson Education do Brasil, 2007.

SILVA, E.; MENEZES, E. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação.** 3. ed., Florianópolis: Laboratório de Ensino a Distância da UFSC, 2001.

THOMASSEY, S. S**ales forecasts in clothing industry: the key success factor of the supply chain management.** International Journal of Production Economics, v. 128, n. 2, p. 470-483, 2010.

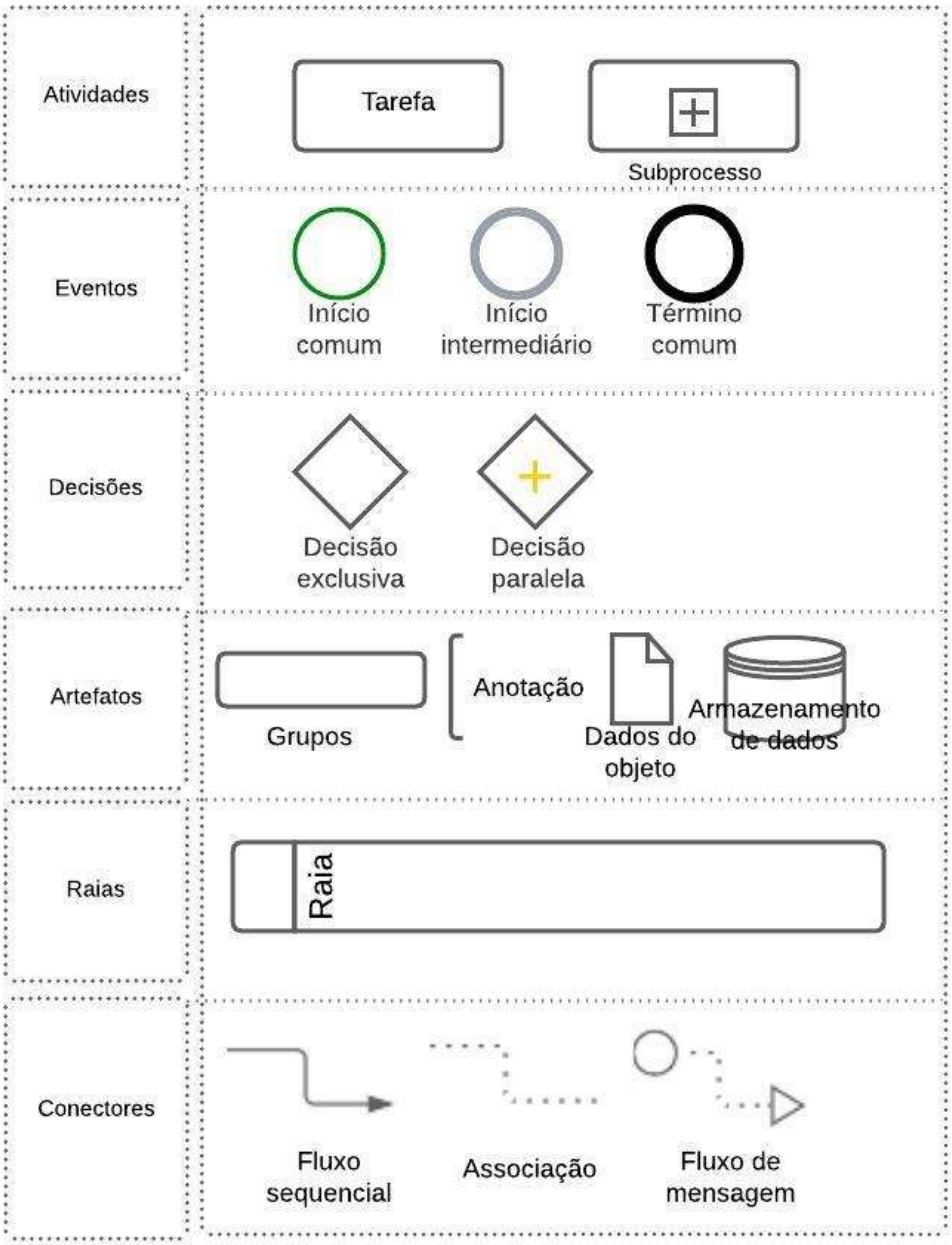
VAROTTO, L.F. **Varejo no Brasil – Resgate histórico e tendências**. Revista Brasileira de Marketing, vol. 17, núm. 3, pp. 429-443, 2018

VERÍSSIMO, A. J.; ALVES, C. C.; HENNING, E. AMARAL, C. E. **Métodos Estatísticos de Suavização Exponencial Holtwinters para Previsão de Demanda em uma Empresa do Setor Metal Mecânico**. Revista Gestão Industrial, v8, n. 4, 2012.

WERNER, L. **Um Modelo Composto para Realizar Previsão de Demanda Através da Integração da Combinação de Previsões e do Ajuste Baseado na Opinião.** Porto Alegre: UFRGS, 2004. 166 F. TESE (Doutorado em Engenharia de Produção) – Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Departamento de Engenharia de Produção e Transportes, Universidade Federal do Rio Grande do Sul; Porto Alegre, 2004.

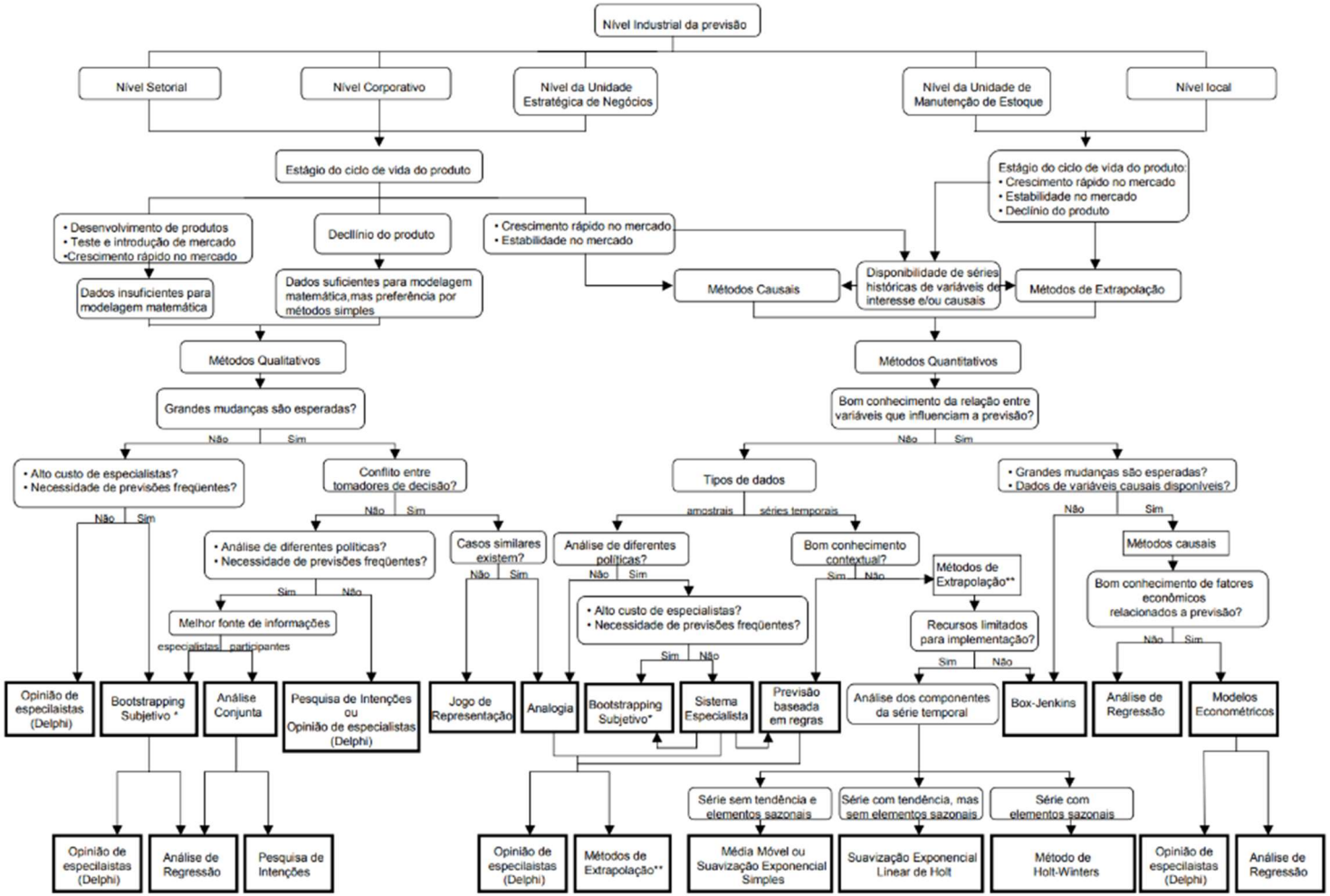
YIN, R. K. **Estudo de Caso-: Planejamento e métodos**. Bookman editora, 2015.

ANEXO A - Elementos do BPMN



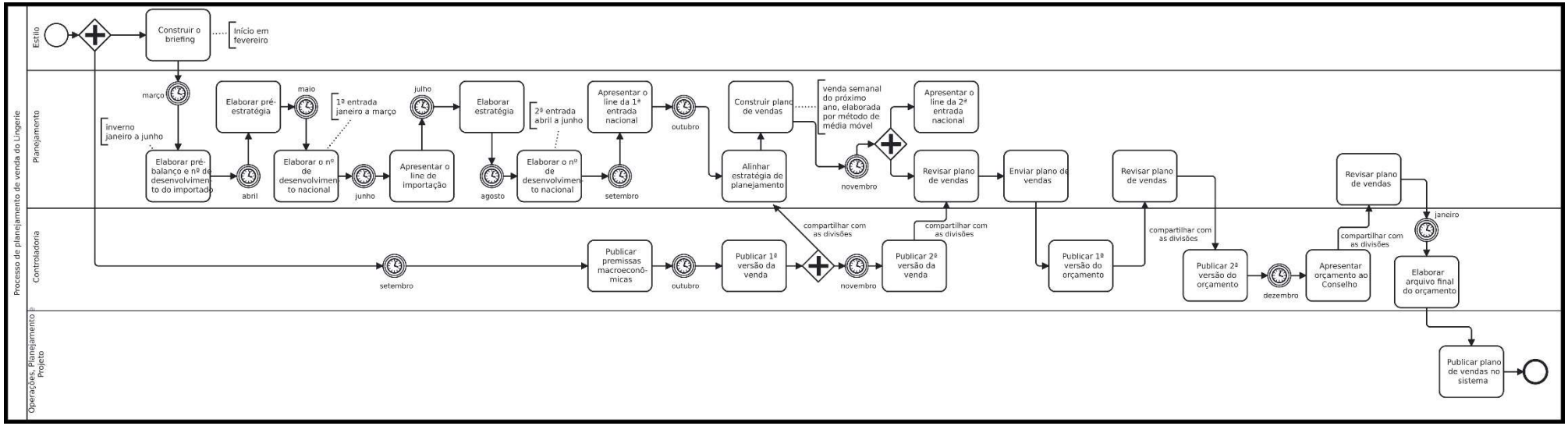
Fonte: Adaptado de BPMN (2010)

ANEXO B- Fluxograma de escolha dos métodos de previsão de demanda



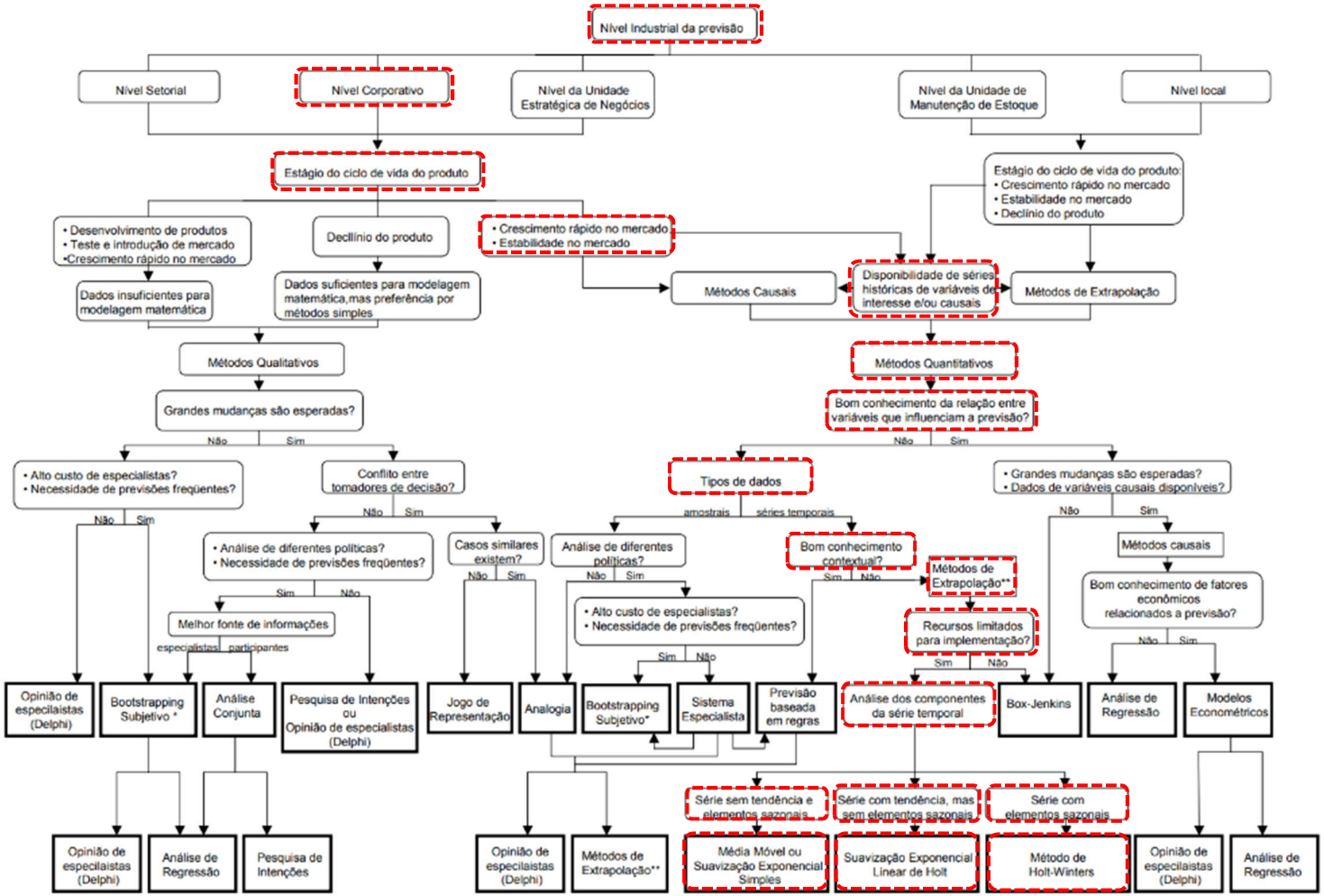
Fonte: Lemos (2006)

APÊNDICE A – Mapeamento do Processo Atual



Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE B - Métodos de previsão escolhidos



Fonte: Elaborado pela autora

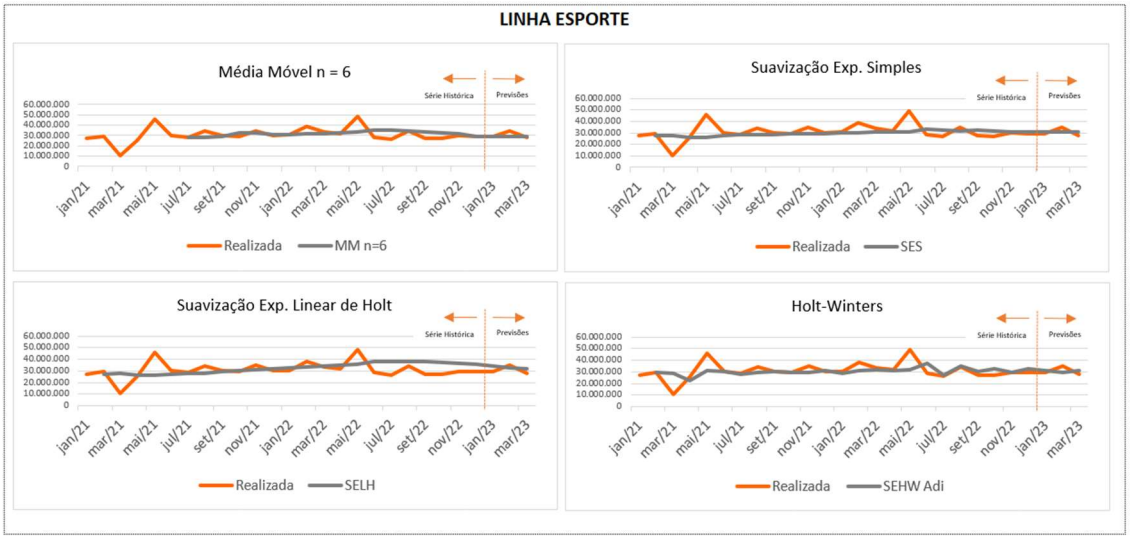
APÊNDICE C – Cálculo do erro quadrático do ajuste da série temporal

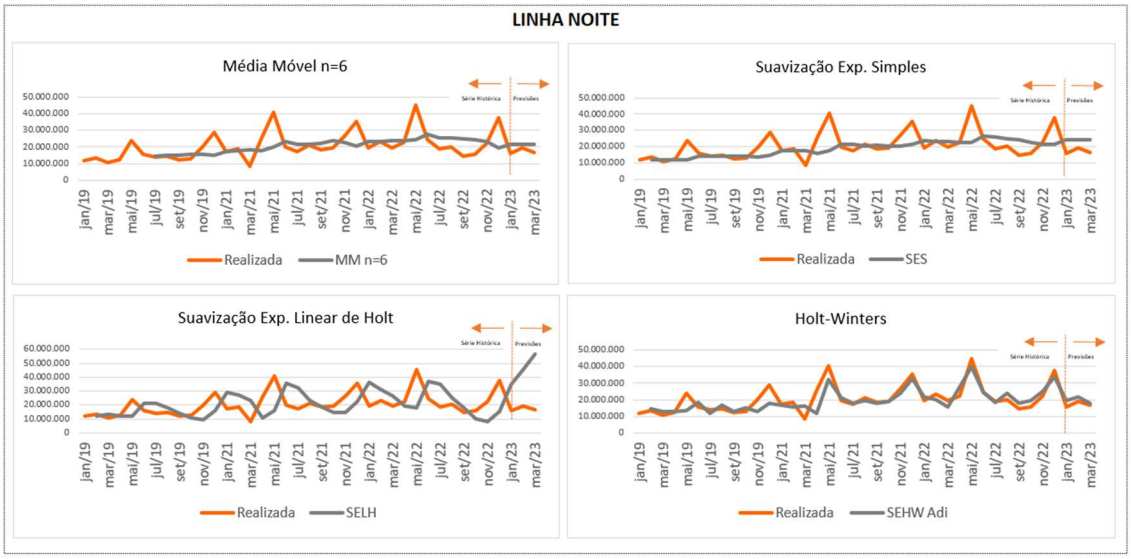
		Média Móvel n=2			
Período	Demanda	Previsão	Erro absoluto	Erro quadrático	Erro/Demanda
jan/21	27.335.338				
fev/21	29.525.084				
mar/21	10.348.399	28.430.211	18.081.812	326.951.931.770.658	174,73%
abr/21	25.324.137	19.936.741	5.387.395	29.024.027.109.942	21,27%
mai/21	46.077.160	17.836.268	28.240.892	797.548.004.406.901	61,29%
jun/21	29.905.861	35.700.648	5.794.787	33.579.559.175.410	19,38%
jul/21	28.546.497	37.991.511	9.445.014	89.208.288.296.570	33,09%
ago/21	34.125.414	29.226.179	4.899.235	24.002.501.187.540	14,36%
set/21	30.358.073	31.335.955	977.882	956.253.928.383	3,22%
out/21	29.114.447	32.241.743	3.127.296	9.779.981.927.207	10,74%
nov/21	34.750.635	29.736.260	5.014.375	25.143.960.714.303	14,43%
dez/21	29.934.045	31.932.541	1.998.497	3.993.988.613.447	6,68%
jan/22	30.467.172	32.342.340	1.875.168	3.516.253.766.049	6,15%
fev/22	38.444.702	30.200.608	8.244.094	67.965.078.312.758	21,44%
mar/22	33.604.033	34.455.937	851.904	725.740.586.993	2,54%
abr/22	31.678.420	36.024.368	4.345.948	18.887.263.966.118	13,72%
mai/22	48.666.181	32.641.226	16.024.955	256.799.188.844.713	32,93%
jun/22	28.636.415	40.172.301	11.535.885	133.076.643.892.581	40,28%
jul/22	26.627.138	38.651.298	12.024.161	144.580.440.017.576	45,16%
ago/22	34.374.544	27.631.777	6.742.767	45.464.907.834.447	19,62%
set/22	27.423.604	30.500.841	3.077.236	9.469.383.694.699	11,22%
out/22	27.125.734	30.899.074	3.773.340	14.238.098.491.584	13,91%
nov/22	29.763.189	27.274.669	2.488.520	6.192.729.681.628	8,36%
dez/22	29.426.510	28.444.461	982.049	964.419.622.362	3,34%
jan/23	29.087.560	**29.594.849**	507.289	257.342.397.623	1,74%
fev/23	34.766.097	**29.594.849**	5.171.248	26.741.801.123.576	14,87%
mar/23	27.838.120	**29.594.849**	1.756.729	3.086.097.737.034	6,31%

MSE	92.821.302.083.721
MAD	2.478.422
MAPE	7,64%

Fonte: Elaborado pela autora

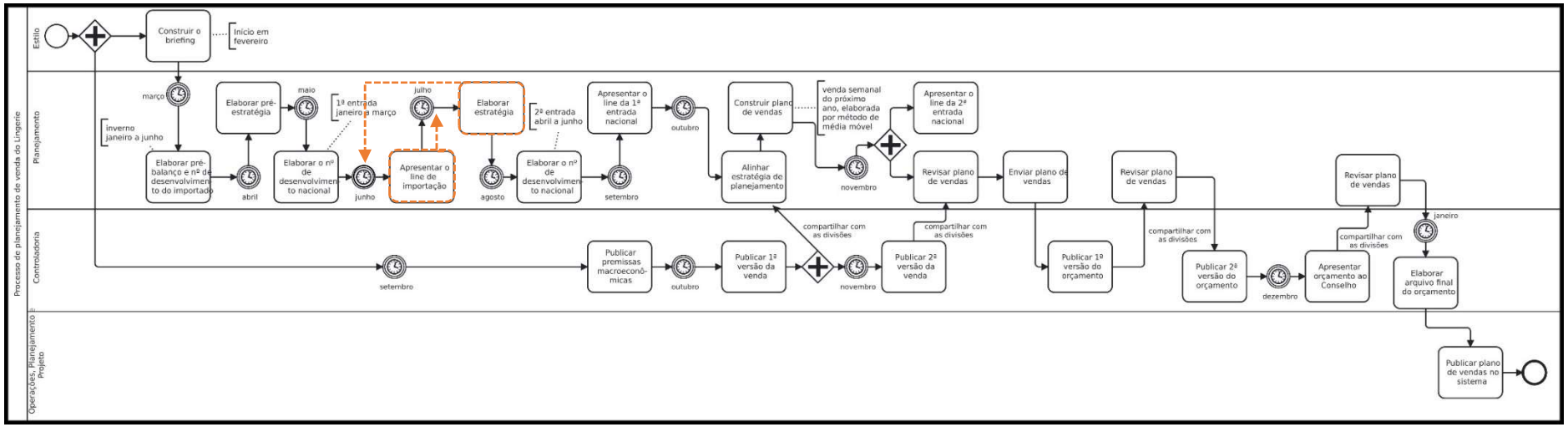
APÊNDICE D – Comparação entre as previsões calculadas e a venda realizada

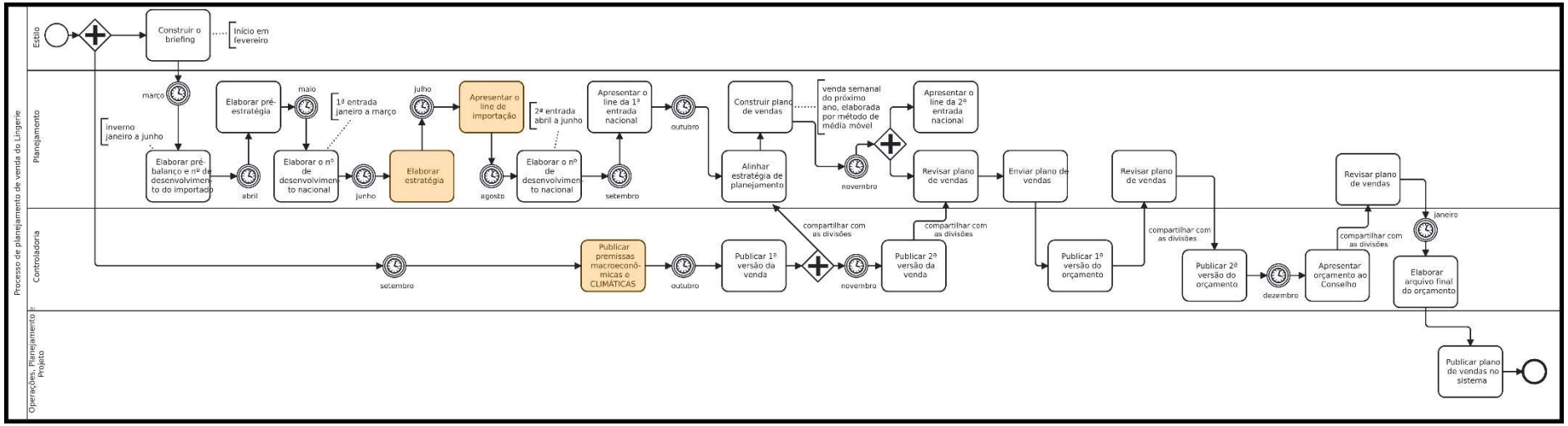




Fonte: Elaborado pela autora

APÊNDICE E – Proposição do novo processo





Fonte: Elaborado pela autora