

RECEITA E PREVISIBILIDADE DE DEMANDA NA GESTÃO DE ESTOQUE DE UMA EMPRESA DE VESTUÁRIO

Caroline Jawetz Steiner – caroljsteiner@hotmail.com

Rafaella Spatz – rafaellaspatz@gmail.com

Rogério de Oliveira (Orientador) – rogerio.oliveira@mackenzie.br

RESUMO

Este projeto tem como objetivo propor uma melhoria no processo de gestão de estoque de uma empresa de moda masculina baseado na priorização dos produtos pela matriz ABC/XYZ. Para a classificação ABC emprega-se o critério de receita e para a classificação XYZ é utilizado o critério de previsibilidade. A previsibilidade é avaliada com três técnicas: o coeficiente de variação e dois diferentes modelos de séries temporais (SARIMAX e PROPHET). É definida a utilização do AIC, métrica de avaliação da previsibilidade do modelo SARIMAX. A partir da matriz ABC/XYZ são propostos políticas de estoque para cada classe da matriz ABC/XYZ.

Palavras-chave: Gestão de estoque. Previsibilidade. Matriz ABC/XYZ.

REVENUE AND DEMAND PREDICTABILITY IN THE INVENTORY MANAGEMENT OF A CLOTHING COMPANY

ABSTRACT

This project aims to propose an improvement in the inventory management process of a menswear company based on the prioritization of products by the ABC/XYZ matrix. For the ABC classification, the revenue criterion is used and for the XYZ classification, the predictability criterion is used. Predictability is evaluated with three techniques: the coefficient of variation and two different time series models (SARIMAX and PROPHET). The use of the AIC, a metric for evaluating the predictability of the SARIMAX model, is defined. From the ABC/XYZ matrix, stock policies are proposed for each class of the ABC/XYZ matrix.

Keywords: Inventory Management. Predictability. ABC/XYZ Matrix.

1 INTRODUÇÃO

As empresas estão cada vez mais comprometidas com a busca do sucesso, vantagem competitiva sobre seus concorrentes e satisfação do consumidor. Para que estes objetivos sejam alcançados, é fundamental que as empresas sejam orientadas a dados e com base nestes, são tomadas decisões administrativas qualificadas.

Conforme coloca Buriti Junior *et al.* (2021, p. 171-184):

[...] a organização que estiver mais estruturada em processos, tecnologia, ferramentas, equipe qualificada e uma cultura analítica bem desenvolvida por todo seu negócio, poderá tomar decisões estratégicas com alto grau de assertividade e, assim, manter-se competitiva em um mundo de mudanças rápidas.

No ramo da moda, a análise de dados é importante, na medida em que permite que o perfil dos clientes de uma empresa seja traçado, bem como identificadas as suas tendências de compras, de acordo com as sazonalidades. Dessa forma, a empresa torna-se apta a desenvolver produtos específicos para o público-alvo e suprir as demandas. Uma parte importante da gestão do negócio envolve o gerenciamento do estoque, uma vez que, “gerir o estoque de forma eficiente pode gerar resultados importantes para a empresa, promovendo melhorias na questão de redução de custos, falhas e disponibilidade dos produtos [...]” (Klipel, 2014, pg 4-5). Existem diversos métodos para gerenciar o estoque como *just in time* (manutenção de um estoque mínimo), PEPS (o primeiro que entra é o primeiro que sai) e entre eles as curvas ABC e XYZ, utilizadas neste trabalho.

A curva ABC é uma ferramenta de controle de estoque que contribui para a elaboração de um plano de gestão de produtos estocados. Conforme colocado por Fonseca (2019), essa ferramenta busca categorizar os produtos mais importantes para a companhia por meio da sua receita. Nesta linha, a ferramenta classifica os produtos em três categorias: A, B e C, a partir das quais torna-se possível criar uma hierarquização dos itens estocados, destacando os de maior importância financeira para a companhia.

Clevert *et al.* (2007), entretanto, analisam que a curva ABC não considera fatores como sazonalidade e previsibilidade de demanda, sendo um método estático que se baseia apenas no valor monetário dos produtos em um determinado período. Em resumo, a curva ABC baseia-se em uma fotografia estática da receita. Para Ravinder e Misra (2016), diversas pesquisas questionam a utilização de apenas um critério para a análise do estoque e evidenciam outros critérios relevantes como tempo de entrega, previsibilidade, escassez de produtos e substituíbilidade.

A curva XYZ permite criar um segundo critério para a análise. Para Catarino *et al.* (2017), ela identifica a facilidade de prever os itens propostos com o intuito de minimizar eventuais falhas no processo, como a falta de oferta, gerando pouco giro do estoque. A curva classifica os produtos em três categorias: produtos X, Y e Z, sendo os produtos X os mais previsíveis, os Y, intermediários e os Z os mais difíceis de prever.

As duas curvas em conjunto formam a matriz ABC/XYZ, que, segundo Chackelson e Errasti (2010), possibilita uma gestão de estoque mais assertiva, que leva em consideração a receita e inclui critérios como a volatilidade da demanda e a sazonalidade. Com isso, torna-se possível organizar uma estratégia de estoques mais eficiente para cada categoria de produtos.

Para os fins deste trabalho, foi selecionada como objeto de estudo a empresa ORIBÁ, uma loja de vestuário masculino, que promove a venda de roupas sustentáveis e de qualidade. A empresa

oferece 9 tamanhos de roupas diferentes, partindo do PP curto (menor tamanho) até o GG longo (maior tamanho).

O modelo de gestão de estoque dos produtos da ORIBÁ é realizado por meio de planilhas compartilhadas de forma bem simplista e sem políticas de estoque bem definidas. Por conta disso, a empresa enfrenta dificuldades no controle do estoque, seja apresentando excesso de estoque, seja perdendo vendas em razão da falta de produtos. Dentre as principais limitações da gestão de estoque atual são identificadas a deficiência das marcações de vendas, a lentidão da atualização das planilhas empregadas no controle e o tempo dispendido na análise de produtos com baixo giro de estoque e pouca receita.

O objetivo desse trabalho é propor uma melhoria no processo de gestão de estoque da ORIBÁ, indicando políticas de estoque a serem implementadas considerando as diferentes classes de produtos encontradas por meio da matriz ABC/XYZ construída a partir da receita e da estimativa de previsibilidade dos produtos. Para a classificação de previsibilidade (XYZ), diferentes técnicas são avaliadas, o coeficiente de variação e métricas para avaliar a performance dos modelos de previsão SARIMAX e PROPHET. Em vista disso, podem ser apontadas as seguintes contribuições de caráter acadêmico, prático e social proporcionadas por este estudo:

- a) Avaliação de diferentes técnicas de previsibilidade aplicadas a gestão de estoque;
- b) Apresentação de um modelo prático e recomendações para uso da empresa ORIBÁ na gestão de seus estoques;
- c) Disponibilização do ferramental empregado neste estudo (dados, código e texto) de forma pública, para que futuros trabalhos relacionados ao tema possam ser conduzidos.

2 REVISÃO DA LITERATURA

A criação da matriz ABC/XYZ para a gestão de estoques já foi abordada por diversas pesquisas no passado, cada qual com a sua escolha metodológica. Neste sentido, por exemplo, anota-se como a pesquisa de Nunes (2020) utilizou os critérios do custo (ABC) e da criticidade dos produtos (XYZ) para construir a matriz ABC/XYZ, enquanto Fonseca (2019) optou por utilizar o a previsibilidade dos itens como critério para a construção da curva XYZ, através da aplicação do coeficiente de variação.

Neste estudo adotou-se o critério de receita para a curva ABC e, o coeficiente de variação e duas métricas para avaliar a performance de dois modelos de previsibilidade (SARIMAX e PROPHET) para a curva XYZ. Nesta seção, são revisados esses conceitos.

2.1 GESTÃO DO ESTOQUE

A gestão do estoque é a administração dos produtos estocados buscando o equilíbrio entre a oferta e a demanda. Segundo Sucupira (2003), o gerenciamento de estoque passou a ser importante

no mercado varejista, uma vez que, o investimento em estoque tornou-se desvantajoso, houve um aumento na competitividade do mercado e a crescente evolução da tecnologia permitiu a tomada de decisões baseadas em algoritmos.

Os indicadores mais comuns na gestão de estoque, segundo Silva e Madeira (2004) são:

- a) Giro de Estoque (GE);
- b) Prazo Médio de Estoque (PME);
- c) Lote Econômico de Compra (LEC).

O giro/rotação de estoque é o indicador de desempenho do estoque que indica a quantidade vendida dentro de um período, ou seja, a velocidade de renovação de um material no inventário. O prazo médio de estoque (PME) indica a quantidade de dias que um produto fica estocado, sendo possível identificar desperdícios e melhorar os investimentos e esforços, evitando o excesso ou a escassez de produtos. O lote econômico de compra (LEC), indica a quantidade ideal de mercadoria a ser comprada, levando em conta o menor custo de manutenção e de aquisição de estoque.

Conforme estudado por Accioly *et al.* (2019) entre os maiores desafios da gestão do estoque, está o gerenciamento do equilíbrio entre garantir a satisfação do cliente e ter um baixo custo de estoque. Em vista disso, para empresas que dependem do estoque, recomenda-se o uso de técnicas de gerenciamento para identificar os itens de maior importância financeira e a criticidade em relação a previsibilidade de demanda.

2.2 CLASSIFICAÇÃO PELA RECEITA (ABC)

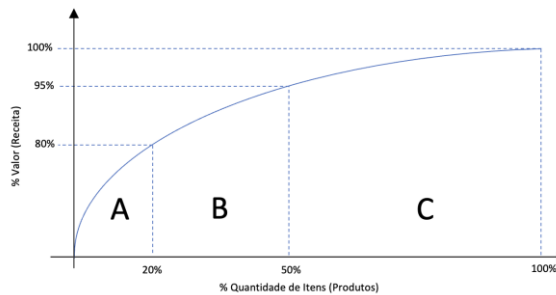
A curva ABC, também conhecida como curva 80-20, “[...] é um importante instrumento para o administrador; ela permite identificar itens que justificam atenção e tratamento adequados quanto a sua administração” (Dias, 2009, p. 73). É um método classificativo para o controle de estoque, na qual permite identificar 20% dos produtos responsáveis por 80% da receita, critério mais utilizado nesse método. Conforme Viana (2010, p. 64), “a classificação ABC poderá ser implementada de várias maneiras, como tempo de reposição, valor da demanda/consumo, inventário, aquisições e outras, mas predomina a classificação pelo valor de consumo”.

Os produtos são fragmentados em três grupos: A, B e C. Segundo Severo Filho (2006), os grupos são classificados como:

- a) Classe A: Produtos que representam a minoria quantitativa e a maioria da receita total. São considerados os itens mais relevantes;
- b) Classe B: Produtos intermediários no quesito de quantidade e de receita;
- c) Classe C: Produtos que representam a maioria da quantidade total e a minoria da receita. Itens considerados menos relevantes.

Na Figura 1 é representada a curva ABC. No eixo x está representada a quantidade de itens e no eixo y, a porcentagem acumulada de cada grupo.

Figura 1 - Curva ABC



Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

A curva ABC é responsável pela indicação dos produtos que necessitam mais atenção, porém ela não é suficiente para otimizar o estoque, pois segundo Clevert *et al.* (2007) a curva não avalia as flutuações que a demanda pode sofrer. Além disso, segundo Neto (2005), a inflação é outra vulnerabilidade do método, pois não é um fator considerado na análise e pode alterar os resultados obtidos, classificando os produtos de maneira equivocada. Com isso, Fonseca (2019) orienta a inclusão de mais um critério na análise, como por exemplo, sazonalidade ou tendência, a partir da utilização de outra curva em conjunto como a XYZ.

2.3 CLASSIFICAÇÃO PELA PREVISIBILIDADE (XYZ)

A curva XYZ classifica o estoque a partir dos métodos de previsibilidade ou criticidades dos produtos. Para este trabalho, foi optado a utilização da previsibilidade dos produtos. Para Chackelson e Errasti (2010) essa análise possibilita a identificação de certos padrões de comportamento recorrentes na aquisição dos produtos. Shafi (2014), indica utilizar o histórico de no mínimo um ano de compras mensais para realizar a análise.

A curva XYZ, segundo Fonseca (2019), categoriza os produtos em três:

- a) Categoria X: conjunto de produtos com alta previsibilidade na demanda, e indispensáveis no estoque da companhia;
- b) Categoria Y: possui os itens de média previsibilidade, itens que são de alta importância, porém possuem alguma oscilação de demanda;
- c) Categoria Z: apresentam altas variações na demanda e consumo instável, são os itens mais difíceis de prever.

Para estimar a previsibilidade dos itens e compor a classificação XYZ, pode-se empregar técnicas tradicionalmente utilizadas para previsão. Neste trabalho foram empregues 3 técnicas, o coeficiente de variação, o modelo SARIMAX e o PROPHET. Esses conceitos serão discutidos a seguir.

2.3.1 Coeficiente de Variação

O coeficiente de variação é um modelo estatístico utilizado para analisar a exatidão dos resultados experimentais, calculando a dispersão em termos relativos a seu valor médio. O coeficiente permite realizar comparações entre variáveis de naturezas distintas, ou seja, com unidades de medida diferentes.

O modelo é calculado conforme mostra a Equação 1.

$$CV = \frac{S}{m} \quad (1)$$

em que:

S = desvio padrão;

m = média.

Como o coeficiente calcula a dispersão entre os dados, considera-se que quando menor o valor de CV mais homogêneos são os dados, ou seja, a dispersão dos dados em torno da média é menor. Conforme apresentado por Besta, Janovská e Bumbova (2015), quanto maior o valor do CV, maior a variabilidade de consumo do item.

Aqui, é importante ressaltar que esta metodologia, apesar da simples aplicação, pode apresentar algumas desvantagens, como a dificuldade de identificar sazonalidades e a sensibilidade a *outliers*, por exemplo. Por conta disso, estes dados foram utilizados, aqui, apenas para comparações com os outros modelos.

2.3.2 Modelos ARIMA, SARIMA e SARIMAX

Autoregressive integrated moving average (ARIMA) é um modelo estatístico para análise e previsão de dados de séries temporais, como os dados de demanda de produtos de vestuário deste estudo. O ARIMA busca modelar uma série temporal a partir de três parâmetros de comportamento da série de dados: autorregressivo (AR), integrado (I) e médias móveis (MA).

O modelo ARIMA, segundo Clemente *et al.* (2006), é um dos modelos mais recomendados para análise de dados de séries temporais. Existem modelos generalizados do ARIMA como o SARIMA, que consegue ajustar dados de séries estacionárias e não estacionárias e com ou sem características sazonais e o SARIMAX, que tem capacidade de integrar variáveis explicativas, aumentando o desempenho da previsão.

O modelo autorregressivo é um dos componentes do ARIMA utilizados para prever dados futuros de uma série a partir de valores do passado. Esse modelo só pode ser utilizado em séries temporais estacionárias, isto é, qualquer tendência e efeitos sazonais precisam ser removidos. O modelo é conhecido como AR (p), onde p é a ‘ordem’, ou seja, é a quantidade de períodos que serão utilizados para fazer a previsão da variável.

O filtro de integração (I) é o componente do ARIMA correspondente ao nível de diferenciação da série de dados, isto é, a quantidade de vezes que é necessário fazer a diferença do valor do período (T) com o valor do período anterior (T-1) para tornar a série estacionária. O filtro é conhecido como I (d), na qual d é a ordem, ou seja, a quantidade (n) de vezes que a série é diferenciada para alcançar a estacionariedade denomina-se o filtro de I(n).

A aplicação do modelo ARIMA é realizada em quatro etapas segundo Pindyck e Rubinfeld (2004): identificação, estimação, verificação e previsão. A primeira etapa do modelo tem como objetivo definir os valores apropriados para as ordens p, d e q do modelo, depois na estimação deve-se calcular os parâmetros autorregressivos e de médias móveis. Na terceira etapa é realizada a verificação da existência de parâmetros em excesso e a significância deles (Clemente *et al.*, 2006). A última etapa é a de previsão, na qual são realizadas simulações para prever valores futuros da série temporal. E então é realizado a análise dos dados.

2.3.3 Modelo ARIMA: Validação e Interpretação

Ao final da aplicação de um modelo ARIMA, SARIMA e SARIMAX, são calculados métricas também chamados de critérios que são utilizados para avaliar os modelos, conforme apresentado por Cas (2018) quanto menor os critérios de informação, melhor é o modelo já que são proporcionais ao valor da variância. Alguns exemplos de critérios são o critério de informação de *AKAIKE* (AIC), critério de informação *bayesiano* (BIC) e critério de informação de *HANNAN-QUINN* (HQIC).

O AIC, critério de informação *AKAIKE* é uma ferramenta que visa medir a qualidade de um modelo estatístico, comparando a série de dados. Sendo assim, segundo Floriano *et al.* (2006) o modelo de maior qualidade é o que tiver menor valor do AIC.

Segundo Burnham e Anderson (2004), as principais vantagens do AIC são a facilidade de identificar os melhores modelos em séries pequenas e a possibilidade de comparar modelos não aninhados sem precisar realizar inferências no modelo. Em contrapartida, o AIC tem certas limitações como a impossibilidade de comparar modelos com variáveis respostas em transformações distintas, como por exemplo, logaritmo, exponencial e linear e com dados desbalanceados.

O BIC, critério de informação bayesiano, é um critério de informação que maximiza a probabilidade de identificar o verdadeiro modelo dentre os avaliados, isto é, ele considera a existência de um modelo verdadeiro.

Quando comparado com o AIC, o BIC é mais dependente da quantidade de dados incluídas no modelo, isto significa que, para menores amostras o AIC é mais efetivo. Por outro lado, o AIC inclui mais variáveis do que é realmente necessário no modelo final, já o BIC busca corrigir esse problema e minimizar a quantidade de variáveis insignificantes para o cálculo.

2.3.4 Modelo PROPHET

O PROPHET é um *framework open-source* criado pelo Facebook para previsão de séries temporais, disponível em Python e R. Segundo Taylor e Letham (2017) o PROPHET é um modelo de regressão aditivo com quatro principais componentes: tendência de curva, detectando automaticamente as mudanças nas tendências selecionando os pontos de mudança dos dados, sazonalidade anual e semanal e considera uma lista fornecida pelo usuário de feriados importantes. Uma vantagem do PROPHET é a simplicidade da modelagem da previsão, o pacote inclui diferentes técnicas de previsão como ARIMA, suavização exponencial, entre outras.

Para a classificação XYZ neste trabalho, utiliza-se o critério de previsibilidade, ou seja, a efetividade de prever os itens. Para isso, em conjunto com o modelo de previsão PROPHET calcula-se o erro quadrático médio.

2.3.5 Erro Quadrático Médio (MSE)

O MSE (Mean Squared Error), é utilizado para analisar a precisão de modelos e dá um maior peso aos maiores erros, uma vez que, cada erro é elevado ao quadrado e em seguida, a média desses erros quadráticos é calculada.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2 \quad (2)$$

em que:

Y = valor real;

\hat{Y} = valor previsto.

Em razão do expoente ao quadrado utilizado na fórmula para calcular o erro, esse método é sensível a *outliers*.

2.4 CLASSIFICAÇÃO CONJUNTA RECEITA-PREVISIBILIDADE (ABC/XYZ)

De acordo com Scholz-Reiter, Heger e Meinecke (2012), a curva XYZ deve ser utilizada para complementar a análise da curva ABC. No momento inicial, é recomendado por Lewandowski (2015), que as duas curvas sejam feitas isoladamente conforme as particularidades de cada método. Depois, os produtos devem ser designados as categorias criadas pela associação das técnicas.

A matriz ABC/XYZ, segundo Fonseca (2019) é realizada para segmentar os produtos no estoque e classifica-os conforme apresenta o Quadro 1:

Quadro 1 - Segmentação dos estoques de acordo com a matriz ABC/XYZ

CLASSE	X	Y	Z
A	- Alta representatividade na receita - Demanda previsível	- Alta representatividade na receita - Demanda variável previsível	- Alta representatividade na receita - Previsão irreal
B	- Média representatividade na receita - Demanda previsível	- Média representatividade na receita - Demanda variável previsível	- Média representatividade na receita - Previsão irreal
C	- Baixa representatividade na receita - Demanda previsível	- Baixa representatividade na receita - Demanda variável previsível	- Baixa representatividade na receita - Previsão irreal

Fonte: Elabora pelas autoras (2022)

O Quadro 2 permite identificar a forma que o produto deve ser reabastecido (automático, encomenda), como se comporta o estoque desses produtos (sem estoque, estoque perpetuo ou contagem periódica) e a quantidade de produtos que deve manter-se estocada (buffer baixo, sem buffer).

Quadro 2 - Matriz de políticas de estoque para cada classe de produtos

POLÍTICAS DE ESTOQUE	X	Y	Z
A	- Reabastecimento automático - Buffer baixo - Inventário perpétuo	- Automatizado com intervenção manual - Buffer baixo; Aceita risco de falta de estoque - Inventário perpétuo	- Compre por encomenda - Sem buffer - cliente entende os prazos de entrega - Sem estoque
B	- Reabastecimento automático - Buffer baixo - Contagem periódica; Segurança média	- Automatizado com intervenção manual - Ajuste manual do buffer de acordo com a sazonalidade - Contagem periódica; Segurança média	- Compre por encomenda - Sem buffer - cliente entende os prazos de entrega - Sem estoque
C	- Reabastecimento automático - Buffer baixo - Estimativa periódica por inspeção ou pesagem; Baixa segurança	- Reabastecimento automatizado - Amortecedor alto --> Segurança - Estimativa periódica por inspeção ou pesagem; Baixa segurança	- Reabastecimento automatizado - Amortecedor alto --> Segurança - Estimativa periódica por inspeção ou pesagem; Baixa segurança

Fonte: ABC XYZ Inventory Management

A partir das práticas apontadas no Quadro 2, é possível criar um modelo de gerenciamento de estoque que tende a ser mais eficiente e direcionado do que o atual. Modelo que, busca otimizar os estoques e reduzir os custos, direcionando os esforços das equipes responsáveis pelo controle de estoque e pelas vendas para os produtos definidos como críticos.

3 METODOLOGIA

Este item apresenta o cenário atual de gestão de estoque da ORIBÁ e detalha os métodos utilizados neste estudo: a classificação dos produtos de acordo com as suas receitas, o coeficiente de variação e os métodos de estimativa de previsibilidade.

3.1 CENÁRIO ATUAL

O controle do estoque da ORIBÁ é realizado manualmente por meio de uma planilha *online* compartilhada entre os funcionários, na qual cada estoque tem uma aba específica para registrar seus produtos. Como confirmado pelo responsável pelo gerenciamento do estoque e setor de compras da empresa e apresentado na Figura 2, a planilha é simples, não apresenta dados de demanda ou receita e o único objetivo é indicar produtos com menos de 3 quantidades no estoque. (NIWA, comunicação pessoal, 2 de abril de 2022).

Figura 2 - Amostra de dados da planilha de gestão de estoque de camisetas da empresa

Item	Tamanho									
Camisetas	P Curto	P Longo	M Curto	M Longo	G Curto	G Longo	GG Curto	GG Longo	GGG Curto	Total
Gola C Comfy Modal Azul Marinho	1	2	0	2	0	2	3	7	5	22
Gola C Comfy Modal Branca	4	4	2	4	1	2	3	4	5	29
Gola C Comfy Modal Preta	3	3	1	0	1	2	1	4	4	19
Malha Dupla MC Branca	2	2	2	5	8	2	5	4	4	34
Essencial C Pima Azul Marinho	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Essencial C Pima Branco	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Fonte: ORIBÁ (2022)

Sendo assim, o critério utilizado pela empresa para priorizar os produtos é a quantidade de vendas.

Figura 3 - Imagens coletadas durante a visita a loja principal e ao estoque da ORIBÁ



Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

3.2 TRATAMENTOS DOS DADOS

Na base de dados utilizadas neste trabalho, constam diversas informações como volume de vendas e seus respectivos valores no período de 2016 até o primeiro trimestre de 2022 discriminadas entre produto, cor e tamanho. Para a classificação ABC, apenas os dados referentes ao ano de 2021 foram considerados, enquanto, para os métodos de estimativa de previsibilidade foram consideradas as quantidades de vendas dos produtos de 48 meses (2018, 2019, 2020, 2021) e foram desconsiderados meses fora do intervalo de dados (ex. produtos que começaram a ser vendidos em outubro de 2020 foram desconsiderados antes dessa data, mesma coisa para produtos que deixaram de ser vendidos), conforme indica a Tabela 1 com uma amostra dos dados.

Tabela 1 - Amostra dos dados empregados

	Bermuda Chino...	Bermuda Moletom...	Blusa Moletom...	Calça Chino...	Camisa Flanela...	Camisa Jeans...	Camisa Pima...	Camiseta Essencial...
2018-01-31	9.0	4.0	1.0	12.0	6.0	17.0	7.0	16.0
2018-02-28	4.0	2.0	3.0	9.0	5.0	12.0	7.0	12.0
2018-03-31	8.0	3.0	0.0	16.0	3.0	16.0	5.0	26.0
2018-04-30	2.0	0.0	5.0	13.0	4.0	10.0	17.0	20.0
...
2021-09-30	21.0	3.0	0.0	25.0	0.0	12.0	6.0	35.0
2021-10-31	15.0	2.0	0.0	17.0	0.0	16.0	3.0	0.0
2021-11-30	10.0	0.0	0.0	54.0	0.0	10.0	6.0	0.0
2021-12-31	13.0	0.0	0.0	39.0	0.0	2.0	1.0	0.0

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

3.2.1 Classificação ABC

Para fins de separação dos produtos entre as classes A, B e C, inicialmente, foi realizada uma classificação em ordem crescente da listagem de todos os produtos, considerando a sua receita no período, o que resultou em uma proporção de 20% A, 30% B e 50% C. Na sequência, para definir o nível de granularidade com que os produtos seriam trabalhados, foram propostos 3 cenários, apresentados no Quadro 3. A Tabela R apresenta os resultados da classificação ABC utilizando os produtos sem detalhamento de cor ou tamanho, por isso a quantidade de itens classificados é a menor entre as três tabelas. A Tabela S, apresenta a classificação dos produtos detalhados por cor e a Tabela T, apresenta os produtos classificados por cor e por tamanho.

Quadro 3 - Tabelas referentes aos 3 cenários propostos de classificação ABC

Tabela R				Tabela S				Tabela T			
	QTD	% Receita	% QTD		QTD	% Receita	% QTD		QTD	% Receita	% QTD
A	28	73%	19%	A	100	60%	20%	A	571	66%	21%
B	42	22%	28%	B	143	30%	28%	B	630	21%	23%
C	79	5%	53%	C	262	10%	52%	C	1.549	13%	56%
Total	149	100%	100%	Total	505	100%	100%	Total	2.750	100%	100%

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

Este trabalho pretende melhorar a gestão do estoque da empresa, sendo assim, dentre os cenários propostos, utilizar o primeiro critério não faz sentido, uma vez que, é uma classificação mais abrangente do que a utilizada atualmente pela empresa. O critério com destaque verde, ou seja, a classificação dos produtos por cor é utilizada neste trabalho, uma vez que, apresenta uma quantidade razoável de produtos a serem estudados e um nível de granularidade médio dos produtos.

3.2.2 Classificação XYZ

Para a classificação XYZ foram avaliadas 3 medidas: o coeficiente de variação, medidas de eficiência do modelo de previsão SARIMAX e erro da previsão do modelo PROPHET.

3.2.2.1 Coeficiente de variação (CV)

Para o cálculo do coeficiente de variação, pela sua simplicidade, os valores foram obtidos a partir de uma planilha eletrônica utilizando os dados de vendas mensais. Na Tabela 2 é apresentado uma amostra dos produtos com os coeficientes de variação calculados para os 36 meses levantados.

Tabela 2 - Amostra dos resultados dos coeficientes de variação

Produtos	CV
Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Azul Marinho	0,53
Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Cinza Chumbo	0,43
Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Preto	0,36
Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Verde Oliva	0,52
Bermuda Chambray Azul	1,26
Bermuda Chambray Preta	1,26
Bermuda Chambray Vermelha	1,59
Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Azul Marinho	0,97
Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Azul Médio	0,78

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

A classificação XYZ de acordo com os valores do coeficiente de variação estão apresentados na Tabela 3. Para classificar os produtos em XYZ é utilizado o critério da proporção das quantidades de produtos, sendo que os produtos X representam cerca de 17% dos produtos, os Y 24% e os Z 59%.

Tabela 3 - Classificação dos produtos em X, Y e Z de acordo com o CV

MÍN	MÁX	CLASSE	QTD	% QTD
0,00	0,50	X	86	17%
0,50	0,80	Y	122	24%
0,80	1,00	Z	296	59%

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

3.2.2.2 SARIMAX

Para o cálculo do modelo estatístico SARIMAX foi empregue um script Python, na qual o código encontra-se no link do projeto: <https://github.com/orgs/TCC-Mackenzie-Caroline-e-Rafaella/dashboard>. O código usa o pmdarima que emprega um modelo auto M-L (em inglês, Automated Machine Learning, ferramenta que auxilia na validação e exploração de modelos de forma automatizada) para decidir qual é o melhor modelo entre o ARIMA, SARIMA ou SARIMAX e definir seus parâmetros p, d e q, onde p é o número de termos autorregressivos, d é a quantidade de diferenças no modelo para deixar a série estacionária e o q é o número de termos da média móvel.

Neste trabalho, calcula-se o modelo SARIMAX e o AIC para todos os 505 produtos. Conforme indica a Figura 4, é apresentado a modelagem para o produto ‘Kit Henley Preta’, o código resultou o modelo SARIMAX com os parâmetros $p = 0$, $d = 1$ e $q = 0$, com sazonalidade (m) de 12 meses aplicada através do código abaixo. Além disso, a partir da Figura 4 é possível verificar que o valor do AIC calculado para este produto é de 28,1, sendo assim, o produto é classificado como X.

Figura 4 - Código e resultados do SARIMAX para o produto kit henley preta considerando sazonalidade de 12 meses

```
PRODUTO = 'Kit Henley Preta'

MODEL = pm.auto_arima(df[produto].dropna(), seasonal = True, m = 12)

print(model.summary())
```

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	19			
Model:	SARIMAX(0, 1, 0, 12)	Log Likelihood	-12.061			
Date:	Mon, 10 Oct 2022	AIC	28.121			
Time:	19:57:41	BIC	28.013			
Sample:	06-30-2020	HQIC	26.784			
	- 12-31-2021					
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
intercept	-3.1429	0.580	-5.418	0.000	-4.280	-2.006
sigma2	1.8367	0.954	1.925	0.054	-0.033	3.707
Ljung-Box (L1) (Q):	0.00		Jarque-Bera (JB):	0.85		
Prob(Q):	0.97		Prob(JB):	0.66		
Heteroskedasticity (H):	200.50		Skew:	-0.77		
Prob(H) (two-sided):	0.01		Kurtosis:	3.71		

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

Além disso, inclui-se no modelo uma restrição de no mínimo 18 meses de dados, assim, produtos que apresentam um valor menor, são desconsiderados da análise. Em relação ao critério de informação, é utilizado o critério de informação akaike (AIC) uma vez que, para séries de dados menores ele é mais preciso do que o BIC para selecionar o modelo mais apropriado. A Figura 5 apresenta uma amostra dos produtos com os respectivos valores do AIC para os produtos:

Figura 5 - Amostra dos resultados do AIC

	produto	AIC
0	Blusa Moletom Algodão Orgânico Gola C Preto	-1.000000
1	Camiseta Modal Com Capuz Verde Manga Longa	133.468984
2	Kit Henley Preta	28.121065
3	Calça Chino Azul Marinho	362.423980
4	Cinto Social Couro Preta	210.593716

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

A partir dos valores de AIC, é possível classificar os produtos em x, y e z utilizando o mesmo critério de proporcionalidade definido para o coeficiente de variação (X: 16% dos produtos, Y: 24% e Z: 60%). Para este modelo, todos os modelos dos produtos que não convergiram ou tinham menos de 18 meses de dados foram alocados na classe Z, conforme Tabela 4:

Tabela 4 - Classificação dos produtos em X, Y e Z de acordo com o AIC

MÍN	MÁX	CLASSE	QTD	% QTD
6,00	175,00	X	80	16%
175,00	514,00	Y	120	24%
-	-	Z	305	60%

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

3.2.2.3 PROPHET + MSE

O modelo PROPHET é aplicado empregando o pacote auxiliar *kats*. O *kats* é uma biblioteca que envelopa vários modelos *Python* modernos de previsão, dentre eles o PROPHET, utilizado neste trabalho. O modelo emprega para treinamento da série os dados de todos os meses com a exceção dos últimos três, que realiza a previsão das vendas. Como o intuito é estimar a previsibilidade, utiliza-se os últimos 3 meses para calcular o erro médio quadrático a partir da comparação do valor previsto com o valor real de vendas. Sendo assim, quanto menor for o erro, mais previsível é a série, uma vez que, foi previsto um valor mais próximo ao realizado. A Figura 6 apresenta os valores de MSE para cinco produtos.

Figura 6 - Amostra dos resultados do MSE

produto	mse_forecast
Bermuda Chambray Azul	1.229261
Bermuda Chambray Preta	9.034836
Bermuda Chambray Vermelha	10.185549
Bermuda Chino Bege	10.398412
Bermuda Chino Preta	179.333543

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

Assim como a classificação XYZ pelo coeficiente de variação e pelo AIC, para classificar os produtos foram determinados cortes de 16% dos produtos representam os produtos X, 24% Y e 60% Z, conforme Tabela 5:

Tabela 5 - Classificação dos produtos em X, Y e Z de acordo com o MSE

MÍN	MÁX	CLASSE	QTD	% QTD
0,00	7,00	X	80	16%
7,00	66,00	Y	120	24%
66,00	12.000,00	Z	305	60%

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

O Quadro 4 apresenta o resultado das classificações dos produtos para os 3 critérios de previsibilidade avaliados. A Tabela D apresenta a matriz criada a partir do coeficiente de variação, a Tabela E demonstra a matriz resultante do AIC e a Tabela F mostra a matriz originada a partir do MSE. A matriz utilizada neste trabalho é a classificação de XYZ pelo AIC, conforme destaque em verde.

Quadro 4 - Matrizes ABC/XYZ das três técnicas de XYZ utilizadas no trabalho: CV, AIC e MSE

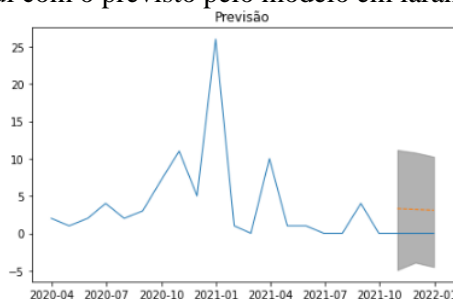
Tabela D					Tabela E					Tabela F				
	X	Y	Z	TOTAL		X	Y	Z	TOTAL		X	Y	Z	TOTAL
A	15	41	44	100	A	8	15	77	100	A	0	9	91	100
B	45	48	50	143	B	12	33	98	143	B	8	39	96	143
C	26	33	203	262	C	59	72	131	262	C	72	71	119	262
TOTAL	86	122	297	505	TOTAL	79	120	306	505	TOTAL	80	119	306	505

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

O coeficiente de variação é uma medida facilmente aplicada, porém, esta é uma medida que não considera comportamentos sazonais que são importantes para produtos de vestuário (estações do ano, vendas de natal etc.).

O PROPHET, é um modelo que funciona muito melhor para uma grande quantidade de dados e para valores diários (TAYLOR e LETHAM, 2017). Para as classificações que empregaram esse modelo não é obtido nenhum produto na classe AX, e o modelo apresenta uma série de previsões com grande incerteza e erro, como mostra o exemplo do Figura 8, e um resultado melhor poderia ser obtido em outros casos com uso de dados diários em um longo período.

Figura 7 - Resultado do modelo PROPHET do produto Bermuda Chambray Vermelha, comparando o valor real em azul com o previsto pelo modelo em laranja pontilhado



Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

O AIC é a métrica selecionada neste estudo para a classificação XYZ. Ela provém do modelo SARIMAX que considera a sazonalidade da demanda dos produtos e apresenta melhor distribuição dos itens nas diferentes classes, quando comparado com o resultado obtido através do PROPHET (nenhum item na classe crítica AX). Apesar disso, 305 dos 505 produtos, não convergiram no modelo, ou tinham menos que 18 meses de dados, e por isso, não foi possível realizar a previsão. Em razão disso, todos esses produtos foram alocados na classificação Z, de baixa previsibilidade.

O Quadro 5 compara as classificações dos 3 modos empregues a partir de matrizes de confusão. As classificações obtidas pelo AIC (SARIMAX) e MSE (PROPHET) apresentam 65% dos itens com a mesma classificação, enquanto obtida por CV é a que mais se distancia (26% para o AIC e 27% para o MSE), o que é esperado, já que os dois primeiros tiveram como princípio modelos de previsão de séries.

Quadro 5 - Matrizes de Confusão comparando as classificações obtidas através do CV, AIC e MSE

ABCXYZ: CV × AIC, 0.26										ABCXYZ: CV × MSE, 0.27										ABCXYZ: AIC × MSE, 0.65									
	AX	AY	AZ	BX	BY	BZ	CX	CY	CZ		AX	AY	AZ	BX	BY	BZ	CX	CY	CZ		AX	AY	AZ	BX	BY	BZ	CX	CY	CZ
AX	0	1	19	0	0	0	0	0	0	AX	0	1	19	0	0	0	0	0	0	AX	0	0	8	0	0	0	0	0	0
AY	6	6	37	0	0	0	0	0	0	AY	0	3	46	0	0	0	0	0	0	AY	0	2	13	0	0	0	0	0	0
AZ	2	8	21	0	0	0	0	0	0	AZ	0	5	26	0	0	0	0	0	0	AZ	0	7	70	0	0	0	0	0	0
BX	0	0	0	0	2	50	0	0	0	BX	0	0	0	0	8	44	0	0	0	BX	0	0	0	1	9	2	0	0	0
BY	0	0	0	10	12	34	0	0	0	BY	0	0	0	7	18	31	0	0	0	BY	0	0	0	2	9	22	0	0	0
BZ	0	0	0	2	19	14	0	0	0	BZ	0	0	0	1	13	21	0	0	0	BZ	0	0	0	5	21	72	0	0	0
CX	0	0	0	0	0	0	0	0	31	CX	0	0	0	0	0	0	1	0	30	CX	0	0	0	0	0	0	38	21	0
CY	0	0	0	0	0	0	2	11	34	CY	0	0	0	0	0	0	6	10	31	CY	0	0	0	0	0	0	12	38	22
CZ	0	0	0	0	0	0	57	61	65	CZ	0	0	0	0	0	0	65	61	57	CZ	0	0	0	0	0	0	22	12	96

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

O Quadro 6 indica os cinco principais produtos de cada classe da matriz ABC/XYZ.

Quadro 6 - Principais produtos de cada classe da matriz ABC/XYZ

	X	Y	Z
A	.Bermuda Linho Azul Marinho .Calça Linho Azul Marinho .Camiseta Malha Dupla Com Bolso Preta Manga Curta .Camiseta Malha Dupla Gola C Preta Manga Curta .Camiseta Malha Dupla Gola C Branca Manga Curta	.Bermuda Chino Bege .Bermuda Chino Cáqui .Calça Chino Azul Marinho .Calça Chino Bege .Calça Chino Cáqui	.Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Azul Marinho .Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Off White .Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Preto .Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Verde Oliva .Bermuda Linho Natural
B	.Camiseta Malha Dupla Com Bolso Branca Manga Curta .Camiseta Malha Dupla Com Bolso Verde Manga Curta .Camiseta Malha Dupla Gola C Branca Manga Longa .Camiseta Malha Dupla Gola C Preta Manga Longa .Camiseta Malha Dupla Gola C Verde Manga Longa	.Bermuda Chino Azul Marinho .Bermuda Chino Cinza .Bermuda Chino Preta .Bermuda Chino Verde Oliva .Camisa Camp Collar Off-White	.Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Cinza Chumbo .Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Verde Oliva .Bermuda Chino Algodão Orgânico Relax Azul Médio .Bermuda Moletom Algodão Orgânico Verde .Bermuda Sarja Elástico Azul Marinho
C	.Bermuda Chambray Azul .Bermuda Chambray Vermelha .Blusa Moletom Canguru Pima Cinza .Blusa Moletom Canguru Rosa Pastel .Blusa Moletom Com Zíper Azul Marinho	.Bermuda Moletom Azul Marinho .Bermuda Moletom Cinza .Bermuda Moletom Preta .Blusa Moletom Canguru Azul Marinho .Blusa Moletom Canguru Preta	.Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Azul Marinho .Bermuda Cargo Algodão Orgânico Light Preto .Bermuda Moletom Algodão Orgânico Azul Marinho .Bermuda Moletom Algodão Orgânico Off-White .Bermuda Moletom Algodão Orgânico Preto

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

Com base na classificação obtida propõe-se as seguintes políticas de estoque específicas para os produtos da ORIBÁ, indicadas no Quadro 7:

Quadro 7 - Políticas de estoque definidas como proposta para a ORIBÁ

	X	Y	Z
A	- Produtos Foco da Gestão - Compras com maior frequência	- Produtos Foco da Gestão - Compras com maior frequência	- Produtos Foco da Gestão - Manter estoque de segurança e em maior quantidade
B	- Produtos Foco da Gestão - Compras com maior frequência	- Produtos Foco da Gestão - Compras com maior frequência	- Maior confiança no planejamento de estoque automático - Manter estoque de segurança e em maior quantidade
C	- Planejamento de estoque automático - Compras com menor frequência	- Confiança no planejamento de estoque automático - Compras com menor frequência	- Maior confiança no planejamento de estoque automático

Fonte: Elaborado pelas autoras (2022)

As classes de produtos consideradas críticas são AX, AY, BX e BY, sendo esses, os itens que deveriam exigir uma maior atenção da empresa. Essas classes apresentam alta concentração da receita da empresa e estão entre os produtos mais fáceis de prever, sendo assim, ao invés de estocar grandes quantidades de itens, podem ser realizadas compras com maior frequência, aumentando o giro de

estoque. Além disso, vale destacar que para os produtos AZ, que têm alta representatividade na receita da empresa e são produtos difíceis de prever, é indicado que haja um acompanhamento periódico do estoque de segurança.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Apresenta-se aqui um modelo efetivo para uma melhor classificação e priorização dos estoques baseando-se na receita e previsibilidade da demanda dos produtos. Isso pode contribuir para maior eficiência, redução de perdas de oportunidade de vendas, e melhor resultado dos negócios. Sua operacionalização no processo de gestão, entretanto, requer a inclusão de outros aspectos que não são tratados aqui: o *lead time* da reposição dos produtos, melhores agregações de itens, políticas específicas para certos produtos (campanhas, estratégias de negócio etc.), melhorias na forma de armazenamento e coleta do histórico de vendas etc.

Sua aplicação também apresenta algumas limitações e desafios específicos para o ambiente da ORIBÁ e o setor de vestuário. A empresa apresenta uma diferenciação muito grande dos produtos (cor, tamanho, comprimento de manga etc.) o que faz com que vários itens tenham um caráter quase único. É também característico do ramo vestuário com um ciclo de vida muito curto e a constante criação de novos produtos, seguindo as tendências da moda. Isso proporciona uma escassez de dados de históricos para esses produtos e, portanto, uma limitação para determinar sua previsibilidade e participação na receita. Para esses produtos outras técnicas e práticas precisam ser investigadas. Todo o modelo e as técnicas de previsibilidade aqui apresentadas são tão mais efetivos quanto maior for a série de dados e menor a frequência (diária, por exemplo), permitindo que modelos como o SARIMAX e PROPHET tenham melhores resultados. Assim, o modelo parece ser adequado para aplicação no comércio eletrônico de produtos com grande volume de vendas diárias.

O método ABCXYZ empregado também pode ter outras aplicações onde, além da receita (ou outro critério de prioridade), a previsibilidade é um critério importante. Por exemplo, para a otimização de carteiras de investimentos, onde a rentabilidade (ou o risco) e a previsibilidade podem ser usadas para apontar para diferentes classes de ativos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABC XYZ Inventory Management. CGMA. Disponível em: <https://www.cgma.org/resources/tools/cost-transformation-model/abc-xyz-inventory-management.html>. Acesso em: 15, maio de 2022.

ACCIOLY, Felipe; AYRES, Antônio de Pádua Salmeron; MIRANDA, Alexandre; SUCUPIRA, Cezar. **Gestão de Estoques**. 2019. 113 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Administração de Empresas, Fundação Getúlio Vargas, Rio de Janeiro - RJ, 2019. Cap. 16.

BESTA, P.; JANOVSÁ, K.; BUMBOVÁ, M. The possibilities of the structure and variability evaluation of inventory consumption. *International Scientific Journal about Logistics*. v. 2, n. 3, p. 21-25, jul./set. 2015. Disponível em: doi:10.22306/al.v2i3.44. Acesso em: 06 fev. 2018.

BURITI JUNIOR, Alencar Santos; CUNHA, Pedro Rafael Simplício; PIPPO, Breno Rodrigo da Silva di; LIMA, Eliomar Araújo de. Estágios de adequação organizacional sensível às configurações data-driven. In: **ESCOLA Regional de Informática de Goiás (ERI-GO)**, 9., 2021, Evento Online. Anais. Porto Alegre: Sociedade Brasileira de Computação, 2021. p. 171-184. DOI: <https://doi.org/10.5753/erigo.2021.18442>. Acesso em 22 nov. 2022.

CAMPOS, Paulo André Cavalcanti; CLEMENTE, Ademir; CORDEIRO, Agnaldo Antônio Lopes de. **Aplicação do modelo ARIMA para previsão do preço do frango inteiro resfriado no grande atacado do estado de São Paulo**. 2006. 16 f. - XIII Congresso Brasileiro de Custos, Belo Horizonte, 2006.

CaS, C. G. Aplicação do modelo ARIMA para previsão do preço da commodity milho. **GEPROS**. Gestão da Produção, Operações e Sistemas, Bauru, ano 13, no 1, jan-mar/2018, p. 263-279.

CATARINO, F. R. S. *et al.* Gestão de estoque em uma microempresa do ramo alimentício: Comparação entre a Curva ABC e o Método XYZ. **Revista Caribeña de Ciencias Sociales**. ISSN 2254-7630. abril 2017.

CHACKELSON, C.; ERRASTI, A. Validación de un sistema experto para mejorar la gestión de inventarios mediante estudios de caso. **Memoria de trabajos de difusión científica y técnica**, n. 8, p. 23-32, 2010. Disponível em: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3607951>. Acesso em: 15 mai. 2022.

CLEVERT, D. A., *et al.* Cost analysis in interventional radiology - A tool to optimize management costs. **European Journal of Radiology**, v. 61, n. 1, p. 144-149, jan. 2007. Acesso em: 04 abr. 2022.

DIAS, M. A. P. **Administração de materiais**: princípios, conceitos e gestão. 6.Ed. São Paulo: Atlas, 2009.

FONSECA, Jaqueline Daniela de Oliveira. **Políticas para aquisição e gestão de materiais médico hospitalares em uma rede hospitalar pública**. 2019. 115 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Administração, Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2019.

FLORIANO, E.P.; MÜLLER, I.; FINGER, C.A.G.; SCHNEIDER, P.R. **Ajuste e seleção de modelos tradicionais para série temporal de dados de altura de árvores**. *Ciência Florestal*, 16, pp.177-199. 2006. Disponível em: <https://www.scielo.br/j/cflo/a/kHVbp5G8Yf5xZV3yBJKHsnM/?format=pdf&lang=pt>

Industrial. v. 11, n. 4, p. 134-153, out./dez. 2015. Disponível em: <https://revistas.butfr.edu.br/revistagi/article/view/2886/2473>. Acesso em: 06 mai. 2022.

KLIPEL, C. H. **A gestão de estoque no setor de almoxarifado do frigorífico Distriboi**. Artigo publicado em 2014. Disponível em: <http://www.ri.unir.br>. Acesso em: 02 mai. 2022.

MAIA NETO, J. F. **Farmácia hospitalar e suas interfaces com a saúde**. 1. ed. São Paulo: Editora RX, 2005.

PINDYCK, Robert S.; RUBINFELD, Daniel L. **Econometria: modelos & previsões**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.

RAVINDER, H. V.; MISRA, R. B. **ABC Analysis for inventory management: bridging the gap between research and classroom**. American Journal of Business Education, v. 9. n. 1, p. 39-48, jan./apr. 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.19030/ajbe.v7i3.8635>. Acesso em: 10 mai 2022.

SANTIN, Carlos Roberto *et al.* **Estoques: como obter vantagem competitiva?**. Disponível em: <http://anteriores.admpg.com.br/2007/anais/2004/artigos/T02-09.pdf>. Acesso em: 18 abr. 2022.

SANTOS, Walter Rodrigo das Neves; DIB, Alfredo. **Inovação do e-commerce brasileiro na pandemia. Econômica**. Niterói, p. 1-21. jun. 2020. Disponível em: <https://periodicos.uff.br/revistaeconomica/article/view/43247/30383>. Acesso em: 04 abr. 2022

SCHOLZ-REITER, B.; HEGER, J.; MEINECKE C. Integration of demand forecasts in ABCXYZ analysis: practical investigation at an industrial company. **International Journal of Productivity and Performance Management**, v. 61 n. 4, 2012, p. 445-451. Acesso em: 15 abr. 2022.

SILVA, Kátia Beatriz Amaral da; MADEIRA, Geová José. **Gestão de estoques e lucro da empresa**. 2004. 11 f. TCC (Doutorado) - Curso de Administração, Universidade Federal de Minas Gerais, Minas Gerais, 2004. Disponível em: <https://anaiscbc.abcustos.org.br/anais/article/view/2402/2402>. Acesso em: 29 maio 2022.

SHAFI, M. Management of inventories in textile industry: a cross country research review. **Singaporean Journal of Business Economics and Management Studies**, v. 2, n. 7, p. 45-59, jul. 2014. Disponível em: < [http://www.singaporeanjbem.com/pdfs/SG_VOL_2_\(7\)/6.pdf](http://www.singaporeanjbem.com/pdfs/SG_VOL_2_(7)/6.pdf)>. Acesso em: 15 nov. 2022.

SUCUPIRA, Cezar A. de C. **Gestão de Estoque e Compras no Varejo**. Niterói, 2003.

TAYLOR, Sean J.; LETHAM, Ben. **PROPHET: forecasting at scale**. In: **PROPHET: forecasting at scale**. Meta Research: Meta, 2017. Disponível em: <https://research.facebook.com/blog/2017/2/prophet-forecasting-at-scale/>. Acesso em: 12 out. 2022.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos ao Felipe Niwa pelo compartilhamento dos dados e informações da ORIBÁ neste estudo.

Agradecemos aos nossos familiares pelo incentivo, apoio e amor incondicional.

Agradecemos a Universidade Presbiteriana Mackenzie, aos docentes, diretores, coordenadores e administração que proporcionaram o melhor dos ambientes para que este trabalho fosse realizado.