



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

Caroline Jawetz Steiner  
(UPM UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE)  
[caroljsteiner@hotmail.com](mailto:caroljsteiner@hotmail.com)

Rafaella Spatz  
(UPM UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE)  
[rafaellaspatz@gmail.com](mailto:rafaellaspatz@gmail.com)

Rogério de Oliveira  
(UPM UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE)  
[rogerio.oliveira@mackenzie.br](mailto:rogerio.oliveira@mackenzie.br)

Orlando Yesid Esparza Albarracin  
(UPM UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE)  
[orlando.albarracin@mackenzie.br](mailto:orlando.albarracin@mackenzie.br)

Veridiana Rotondaro Pereira  
(UPM UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE)  
[Veridiana.pereira@mackenzie.br](mailto:Veridiana.pereira@mackenzie.br)

Max Filipe Silva Gonçalves  
(UPM UNIVERSIDADE PRESBITERIANA MACKENZIE)  
[max.goncalves@mackenzie.br](mailto:max.goncalves@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-Chaves:** Gestão de estoque, Previsibilidade, Matriz ABC/XYZ, SARIMAX, PROPHET.

### 1. Introdução

As empresas estão cada vez mais comprometidas com obter vantagem competitiva sobre seus concorrentes e a satisfação do consumidor. Para 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.” Em outros termos, é fundamental que as empresas tomem decisões qualificadas baseadas em dados.

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 os comportamentos sazonais das vendas. 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). 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, empregadas neste trabalho.

A curva ABC é uma ferramenta de controle de estoque que busca categorizar os produtos mais importantes para a companhia por meio da sua receita (Fonseca 2019). Já a curva XYZ classifica os produtos em três categorias: X, Y e Z, sendo os produtos X os mais previsíveis, e Z os mais voláteis ou difíceis de prever a demanda.

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.

O objetivo desse trabalho é propor uma melhoria no processo de gestão de estoque da empresa “O” (nome fantasia), do ramo de vestuário masculino, 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, 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 “O” 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**

### **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 GE indica a quantidade vendida dentro de um período, ou seja, a velocidade de renovação de um material no inventário. O 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. Por fim, o LEC, representa a quantidade ideal de mercadoria a ser comprada, levando em conta o menor custo de manutenção e de aquisição de estoque.

Segundo 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.

### **2.2. Classificação pela receita (ABC)**

A curva ABC 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), “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:

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

A curva ABC é responsável pela indicação dos produtos que necessitam mais atenção, porém ela não é suficiente para otimizar o estoque. A curva não avalia as flutuações que a demanda pode sofrer (CLEVERT et al. 2007). 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 (NETO 2005). 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 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 classes:

- Classe X: conjunto de produtos com alta previsibilidade na demanda, e indispensáveis no estoque da companhia;
- Classe Y: possui os itens de média previsibilidade, itens que são de alta importância, porém possuem alguma oscilação de demanda;
- Classe 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 foram implementadas 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 (CV) é utilizado para calcular a dispersão em termos relativos a seu valor médio. O coeficiente permite realizar comparações entre variáveis com unidades de medida diferentes. O CV é calculado conforme mostra a equação (1)

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

em que,  $S$  é o desvio padrão e  $\bar{X}$  a média dos valores.

Considera-se que quando menor o valor de CV mais homogêneos são os dados. Conforme apresentado por Besta, Janovská e Bumbova (2015), quanto maior o valor do CV, maior a variabilidade de consumo do item.

Apesar da simples aplicação, essa medida apresenta algumas desvantagens, como a dificuldade de identificar sazonalidades e a sensibilidade a *outliers*. Por conta disso, essa medida foi empregada apenas como valor inicial da previsibilidade da demanda dos produtos, como um *baseline* para comparação 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 séries temporais. A estrutura do modelo ARIMA considera três parâmetros: autorregressivo (AR), integrado (I) e médias móveis (MA). O componente AR(p) implementa o histórico dos dados para prever valores da série em que  $p$  representa a quantidade de dados defasados que serão utilizados na sua estrutura. A parte MA(q) considera  $q$  termos defasados de erros aleatórios. Por fim, o filtro de integração (I) representa o número  $d$  de diferenças necessárias para tornar uma série em estacionária.

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 as ordens  $p$ ,  $d$  e  $q$  do modelo, depois devem-se estimar os parâmetros. Na terceira etapa é realizada a verificação dos resíduos (CLEMENTE et al., 2006). A última etapa é a de previsão, na qual são realizadas simulações para prever valores da série temporal.

Segundo Clemente et al. (2006), o ARIMA é um dos modelos mais recomendados para análise de dados de séries temporais e ainda existem modelos generalizados do ARIMA, como o SARIMA e SARIMAX, que buscam ajustar séries mesmo não estacionárias, com características sazonais e integrar outras variáveis explicativas, aumentando o desempenho da previsão.

### 2.3.3. Modelo ARIMA: Validação e Interpretação

Ao final da aplicação de um modelo ARIMA, SARIMA e SARIMAX, podem ser empregadas diferentes métricas (ou critérios) para avaliar os modelos e, conforme apresentado por Cas (2018), quanto menor os valores dos 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) e critério de informação bayesiano (BIC).

Segundo Floriano et al. (2006) o “melhor” modelo, isto é, aquele que melhor se ajustou ao conjunto de dados 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.

O critério BIC 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.

#### 2.3.4. Modelo PROPHET

O PROPHET é um *framework open-source* criado pela Meta (Facebook) para previsão de séries temporais, disponível em Python e R. Segundo Taylor e Letham (2017) o PROPHET implementa um modelo de regressão bayesiano com componentes de tendência de curva (incluindo a detecção de ciclos), sazonalidade anual e semanal, e a capacidade de considerar uma lista fornecida de feriados importantes. Uma vantagem do PROPHET é a simplicidade da modelagem da previsão, e o pacote aplica simultaneamente diferentes técnicas de previsão como ARIMA, suavização exponencial, entre outras. Tem assim uma aplicação bastante eficiente em séries de vendas de produtos sujeitos a várias sazonalidades.

A classificação XYZ de previsibilidade, é obtida neste caso com a medida de erro do modelo de previsão PROPHET, empregando-se o erro médio quadrático (2).

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

em que,  $Y_i$  são os valores reais (observados) de demanda e  $\hat{Y}_i$  os valores estimados pelo modelo.

#### 2.4. Classificação conjunta receita-previsibilidade (ABC/XYZ)

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
<b>A</b>	- Alta representatividade na receita - Demanda previsível	- Alta representatividade na receita - Demanda variável previsível	- Alta representatividade na receita - Previsão irreal
<b>B</b>	- Média representatividade na receita - Demanda previsível	- Média representatividade na receita - Demanda variável previsível	- Média representatividade na receita - Previsão irreal
<b>C</b>	- Baixa representatividade na receita - Demanda previsível	- Baixa representatividade na receita - Demanda variável previsível	- Baixa representatividade na receita - Previsão irreal

Fonte: Elaborado pelos autores.

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
<b>A</b>	- 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>B</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
<b>C</b>	- 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: Adaptado de ABC XYZ Inventory Management (2022).

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

Detalha-se aqui os dados empregados e os métodos utilizados neste estudo, incluindo os pontos de corte das classes para a classificação dos produtos por receita e por previsibilidade, aplicando-se o coeficiente de variação e os métodos de estimativa de previsibilidade.

### 3.1. Dados empregados

As bases de dados utilizadas neste trabalho possuem informações do volume de vendas, no período de 2016 até o primeiro trimestre de 2022, discriminadas por produto, cor e tamanho. Para a classificação ABC, apenas os dados referentes ao ano de 2021 (receitas mais recentes) foram considerados, enquanto, para os métodos de estimativa de previsibilidade foram consideradas as quantidades de vendas dos produtos ao longo de 48 meses (2018, 2019, 2020, 2021). Foram desconsiderados produtos nesse intervalo que deixaram de ser vendidos ou que iniciaram vendas apenas no último trimestre. O Quadro 3 apresenta uma amostra dos dados empregados.

Quadro 3 – 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 pelos autores.

### 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 4. 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 4 - 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 pelos autores.

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 ao centro (quadro tracejado) é a classificação dos produtos por cor. Este é o critério utilizado 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)

Na Tabela 1 é apresentado uma amostra dos produtos com os coeficientes de variação calculados para os 36 meses levantados.

Tabela 1 - 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 pelos autores.

A classificação XYZ de acordo com os valores do coeficiente de variação estão apresentados na Tabela 2. 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 2 - 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 pelos autores.

### 3.2.2.2. SARIMAX

Para o cálculo do modelo estatístico SARIMAX foi empregue um script Python. O código, assim como demais arquivos utilizados, encontram-se no link do projeto: <https://github.com/orgs/<autores>>. O código utiliza a biblioteca pmdarima que implementa um modelo auto ML (*Automated Machine Learning*) que explora diferentes modelos e parâmetros de forma automatizada decidindo o melhor modelo (ARIMA, SARIMA ou SARIMAX), e seus parâmetros.

Neste trabalho, calcula-se o modelo SARIMAX e o AIC para todos os 505 produtos. Conforme indica a Figura 1, 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 1 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 1 - Resultados do SARIMAX para o produto *kit henley preta* considerando sazonalidade de 12 meses.

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 pelos autores.

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 AIC uma vez que, para séries de dados menores ele é mais preciso do que o BIC. A Figura 2 apresenta uma amostra dos produtos com os respectivos valores do AIC para os produtos.

Figura 2 - 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 pelos autores.

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 3:

Tabela 3 - 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 pelos autores.

### 3.2.2.3 PROPHET e MSE

O modelo PROPHET é aplicado empregando o pacote *kats* de python. 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. A Figura 3 apresenta os valores de MSE para cinco produtos.

Figura 3 - 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 pelos autores.

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 4:

Tabela 4 - 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 pelos autores.

#### 4. Resultados e discussão

O Quadro 5 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 mostra a matriz resultante do AIC e a Tabela F a partir do MSE. A matriz utilizada neste trabalho é a classificação de XYZ pelo AIC, conforme destaque ao centro (quadro tracejado).

Quadro 5 - 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 pelos autores.

O PROPHET, é um modelo que funciona muito melhor para uma grande quantidade de dados e para valores diários (TAYLOR; 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. Um resultado melhor poderia ser obtido em outros casos com uso de dados diários em um longo período.

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 6 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 6 - Matrizes de Confusão comparando as classificações obtidas através do CV, AIC e MSE.

ABCXYZ: CV x AIC, 0.26										ABCXYZ: CV x MSE, 0.27										ABCXYZ: AIC x 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	0	38	21	
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	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	0	22	12	96

Fonte: Elaborado pelos autores.

O Quadro 7 indica os cinco principais produtos de cada classe da matriz ABC/XYZ.

Quadro 7 - Principais produtos de cada classe da matriz ABC/XYZ.

	X	Y	Z
<b>A</b>	.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>B</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
<b>C</b>	.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 pelos autores.

Com base na classificação obtida propõe-se as seguintes políticas de estoque específicas para os produtos da empresa “O”, indicadas no Quadro 8.

Quadro 8 - Políticas de estoque definidas como proposta para a empresa “O”.

	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 pelos autores.

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 empresas do setor de vestuário. A empresa “O”, por exemplo, 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 de vestuário 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

- ABC XYZ **Inventory Management**. CGMA. Disponível em: <https://www.cgma.org/resources/tools/cost-transformation-model/abc-xyz-inventory-management.html>. Acesso em: 15, jun. 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.; JANOVSKÁ, 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
- 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 Ciências 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>

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 dez. 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 nov. 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 nov. 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 jun. 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.