

**UNIVERSIDADE FUMEC
FACULDADE DE CIÊNCIAS EMPRESARIAIS**

Tiago Barros Nunes

Avaliação de modelos de Previsão no Atacarejo

Belo Horizonte

Mai de 2021

Tiago Barros Nunes

Avaliação de modelos de Previsão no Atacarejo

Dissertação apresentada ao Programa de Doutorado e Mestrado em Administração (PDMA) da Universidade FUMEC, como requisito para obtenção do título Mestre em Administração.

Área de concentração: Gestão Estratégica de Organizações

Linha de pesquisa: Estratégia e Tecnologias em Marketing.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Silva Parreiras

Belo Horizonte

Mai de 2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

N972a Nunes, Tiago Barros, 1989-
Avaliação de modelos de previsão no Atacarejo / Tiago
Barros Nunes. - Belo Horizonte, 2021.
103 f. : il.

Orientador: Fernando Silva Parreiras
Dissertação (Mestrado em Administração), Universidade
FUMEC, Faculdade de Ciências Empresariais, 2021.

1. Previsão de vendas. 2. Redes neurais (Computação). 3.
Compras por atacado. 4. Lojas de varejo. I. Título. II. Parreiras,
Fernando Silva. III. Universidade FUMEC, Faculdade de
Ciências Empresariais.

CDU: 658.81

Dissertação intitulada “**Avaliação de modelos de Previsão no Atacarejo**” de autoria de Tiago Barros Nunes, aprovado pela banca examinadora constituída pelos seguintes professores:

Prof. Dr. Fernando Silva Parreiras – Universidade FUMEC
(Orientador)

Prof. Dr. Cid Gonçalves Filho – Universidade FUMEC
(Examinador Interno)

Prof. Dr. Carlos Alberto Gonçalves – UFMG
(Examinador Externo)


Profa. Dra. Cristiana Fernandes De Muylder
Coordenadora do Programa de Doutorado e Mestrado em Administração da Universidade
FUMEC

Belo Horizonte, 28 de maio de 2021.

Fernanda Silva Parreiras

Cid Gonçalves Filho

Carlos Alberto Gonçalves

 REQUESTED	TITLE	Assinatura de ata e contra-capas Universidade
	FILE NAME	8cc62948-4dce-4d1c-8b53-1d04164175cf.pdf
	REQUEST ID	signature_request_ff532eaa-69b4-402f-9c69-8fe77a
	REQUESTED BY	Júlio César Teixeira e Silva
	STATUS	● Completed

Professor (fernando.parreiras@fumeec.br)


 SENDED	29/05/2021 01:21:59UTC±0	 SIGNED	29/05/2021 01:22:07UTC±0 177.131.1.58
---	-----------------------------	---	---

Professor (cid@fumeec.br)

 SENDED	30/05/2021 13:05:53UTC±0	 SIGNED	30/05/2021 13:06:10UTC±0 191.215.231.207
---	-----------------------------	---	--

Professor (carlos11ag@gmail.com)

 SENDED	31/05/2021 13:33:28UTC±0	 SIGNED	31/05/2021 13:33:43UTC±0 177.131.1.58
---	-----------------------------	---	---

 COMPLETED	31/05/2021 13:33:43 UTC±0 The document has been completed.
--	--

Assinado Por:
EVELYN FERNANDA DE LELIS
MOREIRA DE
FREITAS:03475835630
Validade: 15/06/2022
Emissor: AC LINK RFB v2
Data: 01/07/2021 10:25

Assinado por:CRISTIANA FERNANDES DE MUYLDER:71206671653

Data do Certificado:03/02/2021 10:17:00

Data de Validade:03/02/2024 10:17:00

Data da Assinatura:31/05/2021 13:19:39

**REQUERENTE:
CN=CRISTIANA FERNANDES DE MUYLDER:71206671653
OU=Certificado PF A3
OU=Presencial
OU=27510943000110
OU=AC SOLUTI Multipla v5
O=ICP-Brasil
C=BR**

**EMISSOR:
CN=AC SOLUTI Multipla v5
OU=AC SOLUTI v5
O=ICP-Brasil
C=BR**

Assinatura Válida

**Assinado por:EVELYN FERNANDA DE LELIS MOREIRA DE
FREITAS:03475835630**

Data do Certificado:15/06/2020 15:00:00

Data de Validade:15/06/2022 15:00:00

Data da Assinatura:01/07/2021 10:25:53

**REQUERENTE:
CN=EVELYN FERNANDA DE LELIS MOREIRA DE
FREITAS:03475835630
OU=31171733000112
OU=(EM BRANCO)
OU=RFB e-CPF A3
OU=Secretaria da Receita Federal do Brasil - RFB
O=ICP-Brasil
C=BR**

**EMISSOR:
CN=AC LINK RFB v2
OU=Secretaria da Receita Federal do Brasil - RFB
O=ICP-Brasil
C=BR**

Assinatura Válida

RESUMO

O “Atacarejo” é um tipo de canal de varejo que vem crescendo em importância de vendas no varejo brasileiro e na preferência de compra das famílias brasileiras. Este canal tem como característica atender dois tipos de clientes, os clientes de atacado e clientes de varejo. Como toda organização de varejo, o “Atacarejo” define as estratégias de venda baseadas em projeções de venda. Uma projeção incorreta pode acarretar aumento de custos com excesso de estoque ou perda de venda pela falta de produto. Dessa maneira se faz necessário realizar previsões de venda mais assertivas para otimizar a operação. Entre os diversos modelos existentes de previsão se destacam os modelos de Série Temporal e Rede Neural. Dessa forma busca se responder: Qual das técnicas dos modelos de Série Temporal e Rede Neural apresenta maior acurácia nas vendas do “Atacarejo”? Para isso, coletou-se dados de venda de cinco lojas de “Atacarejo” com o objetivo de analisar o composto de marketing produto, preço e localização dos clientes de “Atacarejo”. Após, submeteu-se os dados a uma avaliação quantitativa, desenvolvendo três modelos de previsibilidade: Alisamento Exponencial, ARIMA e Redes Neurais, e os resultados comparados por indicadores de acurácia. Após comparação dos resultados dos modelos, o modelo ARIMA apresentou ser o melhor modelo de previsão para as vendas do “Atacarejo”.

Palavras-chave: Atacarejo; Previsão de Vendas; Série Temporal; Alisamento Exponencial; ARIMA; Rede Neural.

ABSTRACT

Cash and Carry is a type of retail channel that has been growing in importance in sales in Brazilian retail and in the preference of purchase by Brazilian families. This channel has the characteristic of serving two types of customers, wholesale customers and retail customers. Like any retail organization, Cash and Carry defines sales strategies based on sales projections. An incorrect projection can lead to increased costs with excess inventory or loss of sale due to lack of product. Thus, it is necessary to make more assertive sales forecasts to optimize the operation. Among the various existing forecasting models, the Time Series and Neural Network models stand out. Thus, it seeks to answer: Which of the techniques of the Time Series and Neural Network models is more accurate in the sales of Cash and Carry? To this end, sales data were collected from five Cash and Carry stores in order to analyze the marketing mix of product, price and location of Cash and Carry customers. Afterwards, the data was subjected to a quantitative assessment, developing three predictability models: Exponential Smoothing, ARIMA and Neural Networks, and the results compared by accuracy indicators. After comparing the results of the models, the ARIMA model proved to be the best forecasting model for the sales of Cash and Carry.

Keywords: Cash and Carry; Sales Forecasting; Time Series; Exponential Smoothing; ARIMA; Neural Networks.

Lista de Figuras

Figura 1 – Canais de distribuição	18
Figura 2 – Representação tradicional do canal de marketing	19
Figura 3 - Canal de marketing com “Atacarejo”	22
Figura 4 – Composto de marketing	24
Figura 5 – Variáveis controláveis e variáveis incontroláveis	25
Figura 6 – Tipo de varejo segundo a amplitude e a profundidade dos produtos oferecidos	26
Figura 7 – Componentes do preço na concepção do marketing	27
Figura 8 – Caracterização dos Métodos de previsão e suas relações	32
Figura 9 – Modelos de previsão	33
Figura 10 – Funcionamento de cada nó na rede neural	40
Figura 11 – Rede de camada única	41
Figura 12 – Redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas	42
Figura 13 – Redes Neurais Recorrentes	42
Figura 14 – Tipos de Métodos utilizados	46
Figura 15 – Tipos de Métodos em Pesquisas de Único Modelo	47
Figura 16 – Tipos de Métodos em Pesquisas de Único Modelo	47
Figura 17 – Modelos de previsão utilizados	49
Figura 18 – Loja Divinópolis: Venda de Atacado	53
Figura 19 – Loja Divinópolis: Venda de Varejo	54
Figura 20 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Divinópolis.....	55
Figura 21 – Loja Governador Valadares: Venda de Atacado	56
Figura 22 – Loja Governador Valadares: Venda de Varejo.....	57
Figura 23 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Governador Valadares.....	57
Figura 24 – Loja Juiz de Fora: Venda de Atacado	59
Figura 25 – Loja Juiz de Fora: Venda de Varejo	59
Figura 26 – Faturamento Varejo e Atacado – Loja Juiz de Fora.....	60
Figura 27 – Loja Sete Lagoas: Venda de Atacado	62
Figura 28 – Loja Sete Lagoas: Venda de Varejo	62
Figura 29 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Sete Lagoas	63
Figura 30 – Loja São Joaquim: Venda de Atacado	64
Figura 31 – Loja São Joaquim: Venda de Varejo	65
Figura 32 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja São Joaquim	66

Figura 33 – Série de Vendas do Segmento Varejo	70
Figura 34 – ACF e PACF – Segmento Varejo	70
Figura 35 – Série de Vendas do Segmento Atacado	71
Figura 36 – ACF e PACF – Segmento Atacado	72
Figura 37 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Divinópolis.....	73
Figura 38 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Governador Valadares.....	74
Figura 39 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Juiz de Fora.....	75
Figura 40 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Sete Lagoas	76
Figura 41 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja São Joaquim	77
Figura 42 – Resíduos ARIMA – Divinópolis Varejo.....	78
Figura 43 – Resíduos ARIMA – Divinópolis Atacado	78
Figura 44 – Previsão do modelo ARIMA - Loja Divinópolis	79
Figura 45 – Resíduos ARIMA – Governador Valadares Varejo	80
Figura 46 – Resíduos ARIMA – Governador Valadares Atacado.....	80
Figura 47 – Previsão do modelo ARIMA - Loja Governador Valadares	81
Figura 48 – Resíduos ARIMA – Juiz de Fora Varejo	82
Figura 49 – Resíduos ARIMA – Juiz de Fora Atacado	82
Figura 50 – Previsão do modelo ARIMA - Loja Juiz de Fora	83
Figura 51 – Resíduos ARIMA – Sete Lagoas Varejo	84
Figura 52 – Resíduos ARIMA – Sete Lagoas Atacado	84
Figura 53 – Previsão do modelo ARIMA – Loja Sete Lagoas	85
Figura 54 – Resíduos ARIMA – São Joaquim Varejo	86
Figura 55 – Resíduos ARIMA – São Joaquim Atacado	86
Figura 56 – Previsão do modelo ARIMA - Loja São Joaquim	87
Figura 57 – Previsão do modelo Rede Neural - Loja Divinópolis	88
Figura 58 – Previsão do modelo Rede Neural - Loja Governador Valadares	89
Figura 59 – Previsão do modelo Rede Neural - Loja Juiz de Fora	90
Figura 60 – Previsão do modelo Rede Neural - Loja Sete Lagoas	91
Figura 60 – Previsão do modelo Rede Neural - Loja São Joaquim	92

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Valores criados pelo atacado	19
Tabela 2 – Valores criados pelo varejista	20
Tabela 3 – Construção da base de dados	50
Tabela 4 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja Divinópolis	52
Tabela 5 – Variação de Preço – Loja Divinópolis	54
Tabela 6 - Quantidade de Produtos vendidos por mês - Loja Governador Valadares	55
Tabela 7 – Variação de Preço – Loja Governador Valadares.....	57
Tabela 8 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja Juiz de Fora.....	58
Tabela 9 – Variação de Preço – Loja Juiz de Fora	60
Tabela 10 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja Sete Lagoas	61
Tabela 11 – Variação de Preço Loja Sete Lagoas	63
Tabela 12 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja São Joaquim	64
Tabela 13 – Variação de Preço Loja São Joaquim	65
Tabela 14 – Participação no Faturamento Atacado x Varejo	67
Tabela 15 – Quantidade mensal de produtos comprados por segmento.....	67
Tabela 16 – Presença das Categorias que mais vendem nas Lojas.....	68
Tabela 17 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja Divinópolis	73
Tabela 18 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja Governador Valadares	74
Tabela 19 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja Juiz de Fora.....	75
Tabela 20 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja Sete Lagoas.....	76
Tabela 21 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja São Joaquim.....	76
Tabela 22 – Resultado ARIMA - Loja Divinópolis	79
Tabela 23 – Resultado ARIMA - Loja Governador Valadares	81
Tabela 24 – Resultado ARIMA - Loja Juiz de Fora	83
Tabela 25 – Resultado ARIMA - Loja Sete Lagoas	85
Tabela 26 – Resultado ARIMA - Loja São Joaquim	87
Tabela 27 – Resultado Rede Neural - Loja Divinópolis	88
Tabela 28 – Resultado Rede Neural - Loja Governador Valadares	89
Tabela 29 – Resultado Rede Neural - Loja Juiz de Fora.....	89
Tabela 30 – Resultado Rede Neural - Loja Sete Lagoas.....	90
Tabela 31 – Resultado Rede Neural - Loja São Joaquim	91
Tabela 32 – Resultado dos Modelos para Série de Vendas Varejo	94

Tabela 33 – Resultado dos Modelos para Série de Vendas Atacado	95
Tabela 34 – Modelos de Previsão com Melhor Acurácia por Tipo de Cliente	96

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Objetivos.....	14
1.1.1	Objetivo Geral.....	14
1.1.2	Objetivos Específicos	14
1.2	Justificativas.....	14
1.3	Estrutura da dissertação	16
2.	Fundamentação Teórica	17
2.1	Varejo	17
2.1.1	Canal Atacado	19
2.1.2	Canal Varejista	20
2.1.3	Atacarejo.....	21
2.2	Marketing no Varejo.....	23
2.2.1	Variável Produto.....	25
2.2.2	Variável Preço	27
2.2.3	Variável Promoção	29
2.2.4	Variável Localização.....	30
2.3	Marketing no “Atacarejo”.....	31
2.4	Técnicas de Previsibilidade.....	32
2.5	Análise de Séries Temporais.....	34
2.5.1	Métodos de Suavização através de médias	35
2.5.2	Métodos de Alisamento Exponencial	35
2.5.3	Método Autoregressivo (ARIMA).....	37
2.6	Métodos Causais	37
2.6.1	Modelo de Regressão	38
2.6.2	Modelos Econométricos.....	39
2.7	Redes Neurais Artificiais	39

2.7.1	Rede Neural do tipo <i>Multilayer Perceptron</i>	43
2.8	Avaliação de Técnicas de Previsão de Vendas	44
2.9	Análise de Trabalhos Relacionados	45
2.9.1	Resultado da Análise de Trabalhos Relacionados	46
3.	Metodologia.....	48
3.1	Visão Geral da Metodologia	48
3.2	Definição dos Modelos de Previsão	48
3.3	Construção das bases de dados	49
3.4	Desenvolvimento e comparação dos modelos de previsão	51
4.	Desenvolvimento e Análise das Previsões de Vendas	52
4.1	Análise do Comportamento de Venda	52
4.1.1	Loja Divinópolis	52
4.1.2	Loja Governador Valadares	55
4.1.3	Loja Juiz de Fora	58
4.1.4	Loja Sete Lagoas	61
4.1.5	Loja São Joaquim	63
4.1.6	Análise de vendas do “Atacarejo”	66
4.2	Modelo de Séries Temporais.....	69
4.2.1	Alisamento Exponencial	72
4.2.1.1	Loja Divinópolis	73
4.2.1.2	Loja Governador Valadares.....	74
4.2.1.3	Juiz de Fora.....	74
4.2.1.4	Sete Lagoas.....	75
4.2.1.5	São Joaquim.....	76
4.2.2	ARIMA	77
4.2.2.1	Loja Divinópolis	77
4.2.2.2	Loja Governador Valadares.....	79

4.2.2.3	Loja Juiz de Fora.....	81
4.2.2.4	Loja Sete Lagoas.....	83
4.2.2.5	Loja São Joaquim.....	85
4.2.3	Redes Neurais.....	87
4.2.3.1	Loja Divinópolis.....	88
4.2.3.2	Loja Governador Valadares.....	88
4.2.3.3	Loja Juiz de Fora.....	89
4.2.3.4	Loja Sete Lagoas.....	90
4.2.3.5	Loja São Joaquim.....	91
4.3	Comparação dos modelos.....	93
4.3.1	Comparação dos Modelos para as Vendas do Tipo Varejo.....	93
4.3.2	Comparação dos Modelos para as Vendas do Tipo Atacado.....	94
4.3.3	Comparação entre os melhores Modelos das Séries Varejo e Atacado.....	95
5.	Considerações Finais.....	97
5.1	Limitação de Pesquisa e Sugestão para Futuras Pesquisas.....	98
6.	Referências.....	99

1 Introdução

Responsável por um impacto de 65% no PIB brasileiro em 2019, o setor de varejo é um dos setores com maior importância dentro da economia brasileira (SBVC, 2020). A Sociedade Brasileira de Varejo e Consumo (2020) define este setor como a atividade econômica de venda de bem ou serviço, entre um CNPJ e outro CNPJ ou um CNPJ e um CPF.

O setor de varejo, no Brasil, é dividido em oito setores, denominados de atividades do varejo pelo IBGE. Esta divisão ocorre em virtude da finalidade do item de consumo. Desta forma, empresas que comercializam itens de veículos automotivos agruparam-se em um mesmo setor, o setor de varejo automotivo, empresas que comercializam alimentos e bebidas agruparam-se em outro setor, o setor de Hiper/Supermercados, alimentos e bebidas, e assim para todos os itens.

Um estudo divulgado pelo Ibevar (Instituto Brasileiro de Executivos do Varejo & Mercado de Consumo) aponta o setor de Hiper/Supermercados, alimentos e bebidas como o segundo maior setor do varejo brasileiro, sendo responsável por 15% do valor gerado pelo segmento, o que ressalta a importância deste segmento para economia (SALOMÃO, 2020). Além disso, o estudo apresenta que três dentre as cinco maiores organizações de varejo são deste setor: Carrefour, Grupo Pão de Açúcar e Grupo Big, sendo que as lojas do canal de “Atacarejo”, Atacadão, Assaí e Maxxi, as que obtiveram os melhores resultados de cada grupo.

Segundo Parente (2000) as lojas que atuam neste setor, também denominado como varejo alimentar, classificam-se de acordo com o tamanho de loja, quantidade de produtos ofertados ao consumidor e número de checkout. O canal “Atacarejo” se caracteriza por ser uma loja com dimensões de 5 mil metros quadrados, oferecendo ao consumidor aproximadamente sete mil produtos e, tem como premissa, oferecer produtos a um preço menor comparado aos preços praticados nos canais supermercado e hipermercado, atendendo a dois perfis de clientes, os varejistas ou clientes de atacado, e os consumidores finais ou clientes de varejo (LAS CASAS, 2013).

Devido a este fundamento, o “Atacarejo”, está a cada ano crescendo em faturamento e participação nas compras da família brasileira. O canal registrou crescimento no volume de vendas de 18,5% em 2017 e 12,3% em 2019, enquanto o varejo no Brasil registrou queda de 3,5% em 2017 e 2,8% em 2019 (ABRAS, 2019).

Uma das maiores preocupações de empresas nesse segmento de varejo é ter disponível em loja o produto que será comprado pelo seu consumidor. A falta de um produto na loja impacta no resultado de vendas da loja, acarretando a perda de venda. Por outro lado, o excesso

de estoque de um produto pode gerar problemas financeiros para empresa em fluxo de caixa, além de aumentar os custos de manutenção e custos operacionais (LAS CASAS, 2013).

Para que isso não ocorra a estratégia destas empresas devem fundamentar na previsibilidade de vendas ou previsibilidade de demanda (LAS CASAS, 2013; PARENTE, 2000). A previsão de vendas auxilia nas decisões de investimentos em ampliação ou redução de lojas, definição de número de funcionários e os planejamentos dos setores comerciais e de marketing da empresa (ARMSTRONG, 2008), além de aumentar a eficiência e eficácia no planejamento da organização (DE ANGELO et al., 2010).

Previsibilidade é a forma com que as organizações antevem o que irá acontecer no futuro. As previsões são realizadas de duas maneiras, através de métodos qualitativos e de métodos quantitativos (DE ANGELO et al., 2010; PELLEGRINI, 2000).

O método qualitativo é um método em que as previsões são geradas a partir da capacidade e do conhecimento humano em estabelecer padrões e extrapolações sobre o tema (PASSARI, 2003). O método quantitativo é um método que realiza as previsões através de modelos matemáticos. Para isso utiliza-se de dados históricos como base para a realização da previsão (PELLEGRINI, 2000; ARMSTRONG, 2008). Os métodos quantitativos são classificados em dois tipos, Análises de Séries Temporais e Métodos Causais (PASSARI, 2003).

Existem inúmeros modelos matemáticos para realizar a previsão de vendas, sendo que os mais utilizados em estudos são o modelo ARIMA, modelo autorregressivo integrado de média móvel, e os modelos de Alisamento Exponencial para análises de séries temporais, e o modelo de Redes Neurais como exemplo de método causal (REIS, 2014).

Embora a previsão busca antever o que irá acontecer, ela não é uma ciência exata e, no varejo, as variáveis do composto de marketing impactam no comportamento de venda de um produto ou de um cliente. Uma redução de preço ou uma promoção pode gerar um aumento de vendas de um produto específico (CHURCHILL; GILBERT, 2009).

Desta maneira, esta pesquisa busca avaliar estes métodos matemáticos mais utilizados do tipo análise de série temporal e rede neural, na previsão de vendas de uma empresa do canal de “Atacarejo”, analisando os dois diferentes tipos de clientes. A partir disto, esta pesquisa busca avaliar a seguinte questão:

Qual das técnicas dos modelos de Série Temporal e Rede Neural apresenta maior acurácia nas vendas do “Atacarejo”?

1.1 Objetivos

1.1.1 Objetivo Geral

Esta pesquisa possui como objetivo avaliar a acurácia dos modelos quantitativos de previsão baseados em Séries Temporais e Rede Neural na previsão de vendas de uma empresa do canal de “Atacarejo”, utilizando dados mensais de venda.

1.1.2 Objetivos Específicos

Como objetivos específicos, têm-se:

Obj. 1 – Analisar o comportamento de venda dos dois tipos de clientes do “Atacarejo”;

Obj. 2 – Analisar os modelos quantitativos de previsibilidade baseado em Séries Temporais e Rede Neural;

Obj. 3 – Testar os modelos de previsão em séries de dados de vendas;

Obj. 4 – Comparar acurácia dos modelos de série temporal para empresas do canal de “Atacarejo”;

O objetivo 1 foi alcançado na avaliação da série de vendas dos consumidores do canal de “Atacarejo”, apresentado na seção 4.1.6. O objetivo 2 e 3 foram alcançados com a implementação dos três modelos de previsão de Séries Temporais e Rede Neural nas bases de venda de cinco lojas do setor “Atacarejo”. O objetivo 4 foi alcançado na avaliação dos resultados dos modelos apresentados na seção 4.2.

1.2 Justificativas

O canal de “Atacarejo” é um setor considerado novo na economia do varejo alimentar e nos últimos anos vem se destacando como o canal de varejo preferido das famílias para realizarem suas compras. Em 2018, aproximadamente 60% das famílias brasileiras realizam compras mensalmente neste canal (NIELSEN, 2019) e, durante a pandemia, este canal cresceu quatro pontos percentuais quando comparado ao mesmo período de 2019 em questão de penetração no número de famílias brasileiras (ABRAS, 2020).

Esses resultados mostram uma mudança de comportamento do consumidor, que está utilizando o canal “Atacarejo” para realizar suas compras. Esta mudança de comportamento do consumidor reforça uma primeira importância acadêmica em realizar estudos acerca deste canal de varejo.

Sob o ponto de vista prático, esta pesquisa busca validar modelos de previsibilidade que poderão auxiliar os gestores em sua tomada de decisão, sejam elas ações de caráter estratégicas, como a definição de metas da empresa, ou ações de caráter operacionais, como redução ou aumento do preço de um produto, ou descontinuar a venda de um produto. A previsibilidade então servirá como direcionador do planejamento estratégico da organização e das ações de planejamento tático e operacional.

As organizações, em geral, reconhecem a necessidade em realizar previsões assertivas, porém existe uma dificuldade de implantação devido à falta de conhecimento de modelos preditivos que apresentam confiabilidade nas previsões realizadas. Além disso, as previsões quantitativas difundidas no varejo não consideram o comportamento de venda de seu cliente, não sendo assertivas, ou demandam tempo e dinheiro (CHURCHILL; GILBERT, 2009).

Toda previsão está sujeita a erro então torna-se importante ter o conhecimento da assertividade do modelo e qual é este o modelo a ser utilizado.

Do ponto de vista científico o segmento “Atacarejo” possui poucas contribuições científicas. Uma pesquisa realizada na base Spell, com filtro “Atacarejo”, apresentou três pesquisas, sendo estudos relacionados a comportamento do consumidor (BOZZO; FERREIRA, 2020; HSIEN et al., 2012), e relacionado a avaliação do canal “Atacarejo” como opção de compra em detrimento a outro canal de venda (HSIEN et al., 2011).

Realizando uma nova busca, fixando as bases Spell, Emerald e EBSCO, sobre previsão de vendas encontraram-se 30 trabalhos realizados, sendo cinco trabalhos nacionais: de Angelo et al. (2010), Pasquotto (2010), Passari (2003), Bessa (2018) e Reis (2014).

De Angelo et al. (2010) comparou as previsões das técnicas: ARIMA e Rede Neural em dados agregados mensais do mercado varejista. Em seu trabalho sugeriu o uso de dados não agregados para pesquisas futuras.

Pasquotto (2010) utilizou o método Rede Neural em três diferentes setores do varejo, o setor de adubo, o setor de tráfego aéreo e o setor de produtos farmacêuticos. Em sua pesquisa, o autor, também utilizou dados agregados dos setores.

Passari (2003), diferentemente dos autores anteriores, utilizou dados de venda de um varejista do canal de móveis e eletrodomésticos. Neste estudo, também utilizou o modelo de previsão redes neurais para realização das previsões, utilizando dados de venda diários e os compostos de marketing preço e promoção de uma única loja. Como sugestão, Passari (2003) sugere confirmar os resultados encontrados a partir da utilização de um volume maior de dados e com poucas inconsistências.

Bessa (2018) em sua pesquisa analisa a previsibilidade utilizando também o modelo de rede neural a partir de dados de venda, porém em um varejista do canal de vestuário. Assim como o trabalho de Passari, Bessa (2018) utilizou de dados de venda diários, porém agrupados por semana e foi analisado quatro diferentes categorias de produtos. Em virtude da utilização de um método estatístico na pesquisa, o autor sugere o desenvolvimento de pesquisas que apliquem outros métodos e verificar o resultado encontrado entre elas.

Por fim, Reis (2014) avaliou os diferentes modelos de previsibilidade, séries temporais, modelos causais e modelos híbridos, em uma indústria têxtil, utilizando dados de vendas mensais. Como sugestão enfatiza a utilização dos métodos em outras áreas para corroborar uma melhor percepção acerca do tema.

Embora todos estes estudos avaliaram modelos de previsão, analisando um ou mais modelos, não houve estudos que avaliassem as técnicas de previsibilidade em alguma organização do varejo alimentar. Além disso, o canal “Atacarejo” tem como característica possuir dois tipos de preço para cada produto, em virtude dos dois tipos de cliente que atende. Essa característica de dois tipos de clientes e de precificação dupla é restrita ao canal “Atacarejo”, possibilitando avaliar os modelos para diferentes tipos de clientes com dados de uma mesma loja, tornando esta uma nova pesquisa sobre previsibilidade.

Desta forma esta pesquisa visa contribuir com o estudo sobre “Atacarejo” e sobre os modelos de previsão avaliando os dois tipos de clientes do canal “Atacarejo”.

1.3 Estrutura da dissertação

Esta dissertação organiza-se em capítulos. No capítulo 1, como visto, tem-se a introdução ao tema de pesquisa. O capítulo 2 contém a revisão sistemática da literatura – RSL, apresentando conceitos de varejo, os canais de marketing atacado e varejista, e o “Atacarejo”. Ainda no capítulo 2 é conceituado o composto de marketing no varejo, conceituando as variáveis que compõem o composto e impactam nas vendas da empresa, e por fim os métodos de previsão, finalizando com os indicadores que permitem comparar os resultados dos modelos. No capítulo 3 é apresentado a metodologia de pesquisa, apresentando a base de dados utilizada, os modelos desenvolvidos e avaliados. No capítulo 4 é abordado os perfis de consumo dos dois tipos de clientes do “Atacarejo” para cada loja estudada analisando o composto de marketing e a comparação entre eles. Além disso, é apresentado os modelos de previsão de vendas estudados, seus resultados e a comparação entre cada um dos modelos. Por fim, no capítulo 5, tem-se as considerações finais.

2. Fundamentação Teórica

Esta Revisão Sistemática da Literatura – RSL está dividida em quatro partes. A primeira parte aborda sobre o varejo e os canais atacado, varejista e o “Atacarejo”. A segunda parte, é abordado o composto de marketing, analisando o que é cada composto e de que forma o “Atacarejo” se encaixa nas definições propostas. Na terceira abordou-se os métodos quantitativos utilizados para realizar a previsibilidade de vendas, finalizando com os indicadores utilizados para se comparar a acurácia dos modelos. E na quarta parte é apresentado os modelos mais utilizados em estudos anteriores.

2.1 Varejo

Responsável por um impacto de 65% no PIB brasileiro em 2019, o setor de varejo é um dos setores mais importantes dentro da economia brasileira (SBVC, 2020).

Segundo Parente (2000) varejo caracteriza todas as atividades que envolvem a troca de mercadorias e serviços de um estabelecimento para o consumidor final. A definição de varejo também é expressado como a comercialização de produtos em pequenas porções para o consumidor final (LAS CASAS, 2013).

Todas estas definições colocam em uma mesma análise os produtos que possuem finalidades diferentes de uso e desta forma oferecer para diferentes consumidores ou clientes. Em virtude disso, no Brasil, o IBGE segmenta o varejo em setores que se configuram de acordo com sua atividade, denominados de atividades do varejo, a classificação segue da seguinte forma:

1. Combustíveis e lubrificantes
2. Hipermercados, Supermercados, Bebidas e Fumo
3. Tecidos, vestuários e calçados
4. Móveis e eletrodomésticos
5. Artigos farmacêuticos, médicos e ortopédicos
6. Livros Jornais e revistas
7. Informática, equipamentos e materiais para escritório
8. Outros artigos
9. Veículos e motos, partes e peças
10. Material de construção

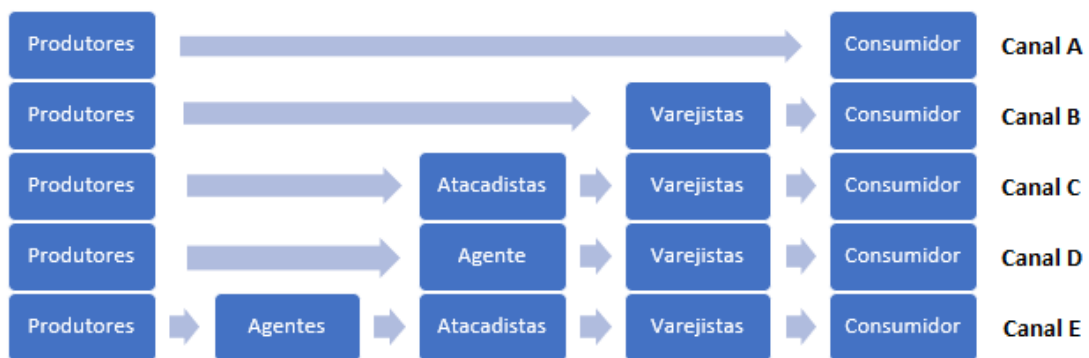
Entre todos estes setores, o setor de hipermercados, supermercados, bebidas e fumo, é o segundo maior grupo de atividade em volume de faturamento. Em 2019 registrou 15,06% do valor faturado do setor de varejo brasileiro (SALOMÃO, 2020). Segundo Parente (2000) este setor é denominado como varejo alimentar.

Os hipermercados e supermercados são observados como lojas em que os consumidores finais adquirem seus produtos de necessidade ou desejo. Para o marketing cada loja é definida como canal de marketing ou canal de distribuição (PARENTE, 2000).

Os canais de distribuição ou canais de marketing são sistemas combinados com o objetivo de disponibilizar produtos entre fornecedor e consumidor final (HSIEN et. All, 2011). Segundo Parente, Limeira e Barki (2008) os canais de marketing são a ponte entre o produtor e o consumidor final. Os produtores ou fabricantes querem vender em larga escala enquanto o consumidor demanda níveis diferentes de quantidade e preço que estão adequados a sua realidade.

Las Casas (2013) define que existem cinco tipos de configurações diferentes dos canais de distribuição, conforme apresentado na figura 1. A configuração utilizada pelo mercado depende dos fatores produto, estrutura de mercado, capacidade dos intermediários e recursos da empresa.

Figura 1: Canais de distribuição



Fonte: Adaptado de Las Casas (2013, p.6)

Define-se canais de marketing como organizações interdependentes que configuram o processo de disponibilizar o produto ao cliente (PARENTE; LIMEIRA; BARKI, 2008). Além da distribuição, os canais de marketing objetivam o lucro e satisfação do cliente (DIAS, 2003).

No varejo alimentar a configuração que predomina é o canal D. Este canal possui o canal atacado e o canal varejista como intermediários entre o produtor ou fabricante, e o consumidor

final sendo simplificado da seguinte forma por Bowesox e Cooper (1992; apud HSIEN et. All, 2012) conforme apresentado na figura 2.

Figura 2: Representação tradicional do canal de marketing



Fonte: Bowesox e Cooper (1992; apud HSIEN et. All, 2012, p.15)

Nesta configuração o canal atacadista tem como objetivo disponibilizar os produtos nos locais de comercialização para o consumidor final (DIAS, 2003) enquanto o canal varejista tem o objetivo de disponibilizar o produto para o consumidor final (PARENTE, 2008).

2.1.1 Canal Atacado

Hsien et all (2011) define que o atacado tem como função fornecer cobertura ao mercado. Como os fornecedores produzem em larga escala, o atacado tem como função adquirir os produtos em maior volume e distribuí-los aos varejistas. O atacado também é definido como um setor de revenda, ou seja, a função do atacado é revender os produtos aos varejistas ou às empresas que utilizam os produtos como insumo de suas atividades (PARENTE, 2000).

As organizações do canal atacado, conhecido como atacadistas, tem papel fundamental para o aumento da eficiência no canal de marketing (GIOIA, 2014), criando valor ao canal a partir das funções de distribuição para os produtores e para os varejistas (CHURCHIIL; GILBERT, 2009). Além da função de distribuição dos produtos os atacadistas também criam valor conforme apresentado na tabela 1.

Tabela 1: Valores criados pelo atacado

Para Produtores	Para Varejistas
Proporcionando maior capacidade de atingir varejistas	Proporcionando informações sobre setores e produtos
Oferecendo maiores informações sobre os varejistas	Oferecendo maior variedade de produtos, gerando economia de tempo e esforço
Reduzindo custos monetários	Reduzindo custos monetários
Reduzindo as perdas potenciais ao assumir o risco do negócio	

Fonte: Churchiil, Gilbert (2009, p.404)

A operação de atacado é separada por dois tipos de negócios, os atacadistas comerciais, que representam 80% do canal atacado, e os corretores e agentes (GIOIA, 2014; CHURCHILL; GILBERT, 2009).

Os atacadistas comerciais dividem-se em atacadistas de serviço completo, que oferecem todos os serviços associados à sua operação como disponibilidade de estoque e logística, e os atacadistas de serviço limitado, que oferecem menor quantidade de serviços (GIOIA, 2014). Sendo este dividido em:

- Atacadistas pague e leve: fornecem produtos de alto giro a pequenos varejistas e não fornecem transporte para entrega dos produtos;
- Atacadistas volante: fornecem produtos perecíveis que operam em pequenos depósitos e transportam até o estabelecimento varejista;
- Embarcadores diretos: fornecem produtos a clientes empresariais e não possuem operação física. Despacham do fabricante para o cliente;

2.1.2 Canal Varejista

O papel do varejista no canal de marketing é disponibilizar os produtos ao consumidor final sendo o último canal de distribuição (HSIEN et. All, 2011). Segundo Calsavara (2009) este é um canal que vende produtos e serviços de uso pessoal ou familiar aos consumidores ou clientes.

Este papel de disponibilizar o produto ao consumidor final, segundo Las Casas (2013), é o principal valor gerado do varejista para o canal de marketing. Churchill e Gilbert (2009) afirmam que outros valores específicos são gerados para o atacadista e para o consumidor final conforme apresentado na tabela 2.

Tabela 2: Valores criados pelo varejista

Para os atacadistas e fornecedores	Para os clientes
Colocando os produtos a disposição para o consumidor final	Colocando produtos à disposição no momento e no local desejado
Coletando e divulgando informações sobre o consumidor e seu comportamento de compra	Oferecendo diversas formas de pagamento: crédito, débito, dinheiro e outros
Promovendo produtos dos fabricantes	Facilitando a experiência de compra
Oferecendo serviços eficientes de distribuição física	Oferecendo variedade de marcas e produtos

Fonte: Churchill, Gilbert (2009, p.426)

Assim como o canal atacado, existem dois tipos de varejistas: varejista com lojas e varejista sem loja. O primeiro caracteriza-se por possuir um local em que as vendas ocorrem e o segundo, ao contrário, não possui loja, como por exemplo as organizações que realizam as vendas pela internet (Churchill, Gilbert, 2009). Segundo Parente (2000) os varejistas com loja classificam-se de acordo com o tamanho de loja e mix de produtos ofertados, como:

- Supermercado Convencional: Varejista que possui grande variedade de produtos. Comercializa aproximadamente 9 mil produtos e possui uma área física de vendas que varia entre 700 a 2.500m².
- Loja de desconto: Caracterizada por oferecer poucos itens, poucos serviços, poucas marcas, há um preço menor do que o praticado pelos supermercados.
- Hipermercados: Varejistas que possuem área de venda entre 3.000m² a 5.000m². Este tipo de varejista comercializa uma grande variedade de produtos, oferecendo também produtos não alimentícios como, por exemplo, eletrodomésticos.
- Merceria: Varejistas que possui lojas entre 20 a 50m² de área de venda. Comercializam produtos classificados como linha básica.
- Supermercado Compacto: Estes varejistas caracterizam-se pelo sistema de auto-serviço, ou seja, os consumidores escolhem e pegam o produto desejado colocando-os em cestas ou carrinhos. Oferecem uma linha completa de produtos, porém compacta comparado ao supermercado convencional.

2.1.3 Atacarejo

Originado no continente europeu, o canal de distribuição “Atacarejo” teve seu desenvolvimento nos Estados Unidos com a rede Sam’s Club (BAPTISTA, 2012).

Este canal de distribuição iniciou com o objetivo de oferecer uma variedade de mix de produtos à pequenos varejistas sem oferecer serviço (BAPTISTA, 2012). As lojas não possuíam investimentos em infraestrutura com o objetivo de diminuir os custos operacionais para assim oferecer os produtos a um preço menor. Este tipo de negócio, com o passar do tempo, começou a atrair não apenas este varejista, como também os consumidores finais (ELOI, 2010; apud BAPTISTA, 2012).

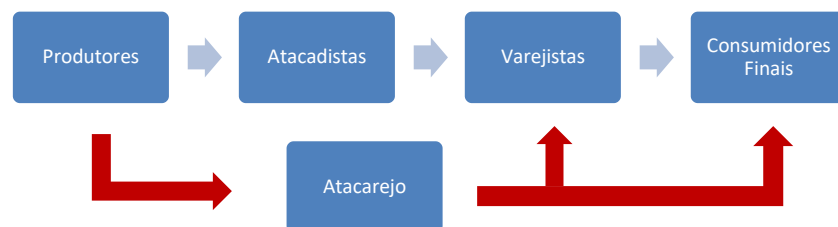
Desta forma o “Atacarejo” reúne os conceitos de atacado, por abastecer varejistas de pequeno porte que comercializam com os consumidores finais, denominados clientes de atacado, e os conceitos de varejista pois vendem ao consumidor final sem intermediários, denominados clientes de varejo.

O formato “Atacarejo” tem como característica ter uma área de venda entre 5.000 e 12.000 m², oferecendo próximo de sete mil itens. Além disso, tratam-se de lojas que funcionam no sistema de auto-serviço, não oferecendo qualquer comodidade ao consumidor (BOZZO; FERREIRA, 2020).

Diferente do atacadista e do varejista que oferecem seus produtos a um preço único, o setor de “Atacarejo” trabalha com uma precificação dupla. Essa precificação é diferenciada de acordo com a quantidade de produto comprada. A unidade possui uma precificação maior, denominada preço de varejo, e uma precificação menor é definida para uma quantidade mínima de itens determinado pela loja de “Atacarejo”, denominada preço de atacado. Desta forma, o “Atacarejo” pratica preços em média 15% menor do que os preços praticados em supermercados e hipermercados (MINE, 2019). O objetivo desta precificação é atrair os clientes de atacado e os clientes de varejo a realizarem compras no canal.

Em uma representação simplificada, pode-se colocar o “Atacarejo”, como canal de distribuição conforme apresentado na figura 3.

Figura 3: Canal de marketing com “Atacarejo”



Fonte: Desenvolvida pelo autor

No Brasil, o “Atacarejo” teve início com a rede Makro na década de 80, embora no início a rede vendia exclusivamente para pessoas jurídicas, ou seja, para os clientes de atacado (TURCO, 2010 apud BAPTISTA, 2012).

Nos últimos anos este modelo vem crescendo acelerado (BAPTISTA, 2012). Uma pesquisa realizada pela Nielsen em 2016 verificou que 46,4% das famílias realizavam compras nesse canal enquanto outros modelos como supermercados e hipermercados perdiam participação (MATTOS, 2016). Em 2019 aumentou para 60% o número de famílias que realizam compra no “Atacarejo”, registrando um crescimento de 12,3% no faturamento obtido (ABRAS, 2019).

Em virtude desta mudança de comportamento do consumidor em realizar compras no “Atacarejo”, além do pequeno varejista que continua a comprar neste canal de marketing, e o aumento no volume de vendas houve um aumento expressivo de número de lojas de “Atacarejo”, chamando a atenção para este canal nas pesquisas realizadas sobre varejo (ABRAS, 2019).

2.2 Marketing no Varejo

Segundo Las Casas (2013) o composto de marketing foi desenvolvido por Lazer e Keiley em 1961. Neste estudo, os autores, definiram que as variáveis do composto de marketing são formadas pelos seguintes subcompostos:

- Produtos e Serviços
- Comunicação
- Distribuição

O subcomposto de produtos e serviço conecta à definição de produtos ofertados, com o preço praticado e quais serviços serão oferecidos ao cliente.

O subcomposto de comunicação corresponde à promoção de vendas e a divulgação realizada, como por exemplo a propaganda em mídia digital e impressa, merchandising e outros meios de comunicação.

Por fim, o subcomposto de distribuição trata dos níveis de estoque, da logística da organização, além da localização do centro de distribuição, ou a localização da loja e as formas de envio, caso tenham.

A Figura 4 apresenta o composto de marketing atuando de forma conjunta. O centro da ação é o consumidor ou cliente. Segundo Lazer e Keiley (1961; apud LAS CASAS, 2013) o sucesso do varejista consiste na interação apropriada de cada subcomposto.

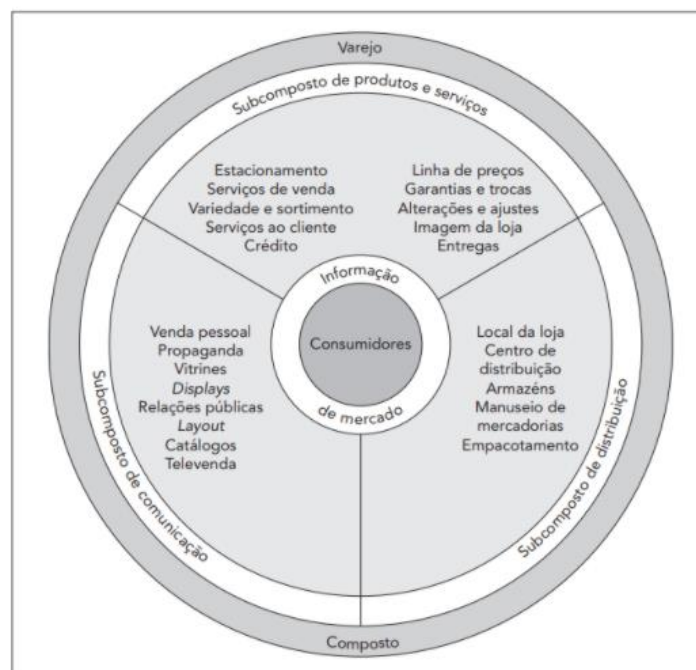
Este composto de marketing pode também ser denominado como variáveis controláveis do varejo. Como a organização varejista não é um sistema fechado, ela sofre influências externas, chamadas variáveis incontroláveis. Segundo Las Casas (2013) existem oito variáveis incontroláveis definidas como:

- Econômicas: relacionado a situação econômica do local em que a organização de varejo se encontra e sobre os planos econômicos governamentais.
- Tecnológicas: corresponde aos avanços na área de tecnologia que permitem as organizações varejistas acompanhar e controlar o negócio, e acompanhar os

hábitos de consumo. Um exemplo desta mudança de hábitos de consumo é o crescente aumento de vendas do comércio eletrônico nos últimos anos.

- Política: corresponde a situação política atual seja municipal, estadual ou federal, em que a organização de varejo se encontra.
- Legais: corresponde as leis que incidem diretamente na atividade da organização varejista.
- Concorrenciais: representam os concorrentes, sejam concorrentes diretos e indiretos, da organização varejista.
- Sociais: as variáveis sociais estão relacionadas ao comportamento de consumo da sociedade. Um exemplo de variável social foi o aumento de consumo de produtos orgânicos e fit.
- Culturais: relacionado aos fatores culturais da sociedade.
- Demográficos: corresponde aos padrões demográficos pois eles determinam uso e consumo de produtos. Uma criança possui um hábito de consumo diferente de um adolescente, e este, um hábito diferente de um idoso.

Figura 4: Composto de marketing

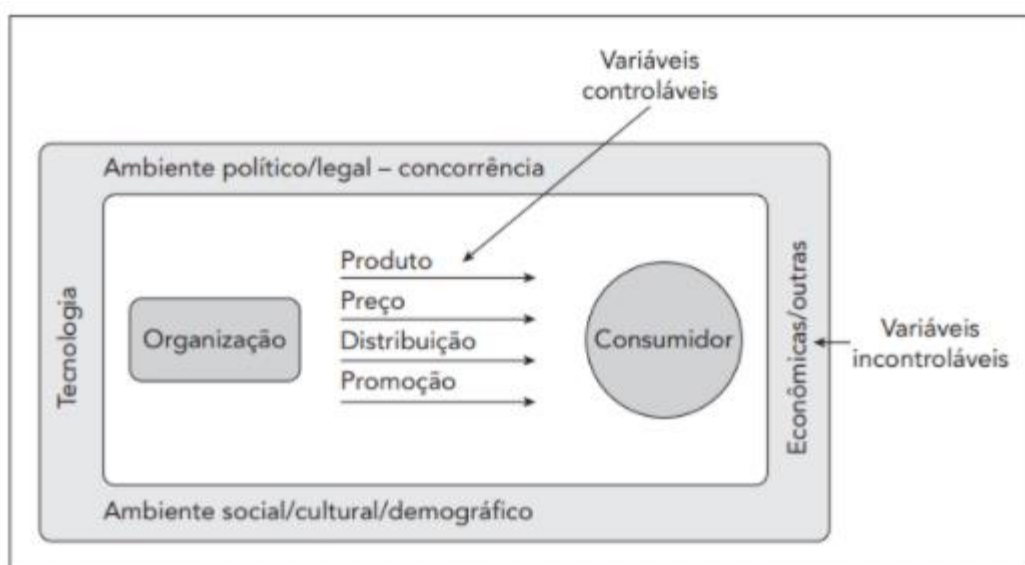


Fonte: Lazer e Keiley (1961; apud LAS CASAS, 2013 p.27)

No varejo as adaptações às mudanças ocorridas nas variáveis incontroláveis devem ser feitas com rapidez e objetividade. O varejo deve então definir uma ação em uma, ou mais, de suas variáveis controláveis para não perder o cliente.

A figura 5 apresenta esta relação entre organização varejista, o consumidor e as variáveis existentes.

Figura 5: Variáveis controláveis e variáveis incontroláveis



Fonte: Las Casas (2013, p.5)

A seguir serão apresentados cada uma das variáveis controláveis, objeto de estudo da pesquisa.

2.2.1 Variável Produto

Produto é o composto de marketing que se refere ao item oferecido ao cliente. Segundo Gioia (2014) este composto é a razão que fará o cliente ir até a loja e realizar suas compras.

No varejo, cada tipo de loja determina os produtos que ofertarão ao cliente. Este conjunto de produtos é denominado sortimento de produto (CHURCHILL; GILBERT, 2009) e são analisados conforme sua amplitude e profundidade.

Amplitude refere-se ao número de categorias, subcategorias e segmentos de produtos comercializado pela loja (PARENTE; LIMEIRA; BARKI, 2008; GIOIA, 2014). Uma loja com grande amplitude de sortimento significa que comercializa diferentes tipos de produtos, como por exemplo os hipermercados que oferecem desde bebidas como água, refrigerante, sucos e outros, até eletrodomésticos como geladeiras, fogões e televisões.

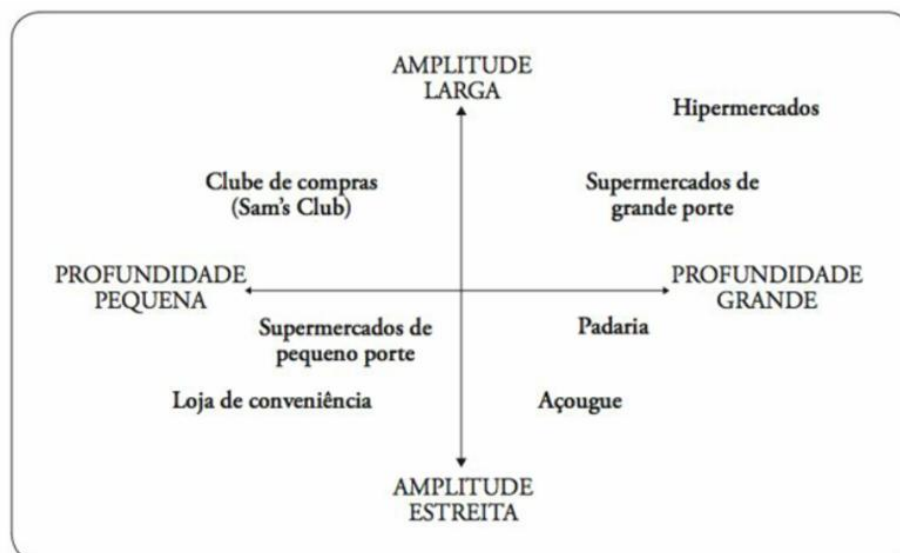
Profundidade refere-se à quantidade de marcas e itens de uma mesma categoria (PARENTE; LIMEIRA; BARKI, 2008; GIOIA, 2014), ou seja, uma loja que possui grande profundidade de sortimento na categoria de café irá oferecer o máximo de tipos, marcas e embalagens de café enquanto a loja que não possui a mesma profundidade irá oferecer apenas os tipos, marcas e embalagens principais do mercado de café.

Segundo Parente (2000) a definição do sortimento de produto é o ponto mais importante na estratégia de marketing que resultará no sucesso da loja e deverá estar alinhado com os seguintes pontos:

- Posicionamento da empresa: refere-se a imagem que a organização quer remeter com os produtos ofertados.
- Segmentação de mercado: refere-se ao perfil dos consumidores que atendem pelo varejista.
- Gestão de categorias: refere-se ao papel desempenhado pelo produto em sua categoria.

De modo geral as empresas varejistas possuem a seguinte relação entre amplitude e profundidade apresentada na figura 6.

Figura 6: Tipo de varejo segundo a amplitude e a profundidade dos produtos oferecidos



Fonte: Parente; Limeira; Barki (2008, p.93)

A definição do sortimento não ocorre uma única vez na abertura de uma nova loja. As decisões também implicam na adição de novos produtos e na exclusão (CHURCHILL;

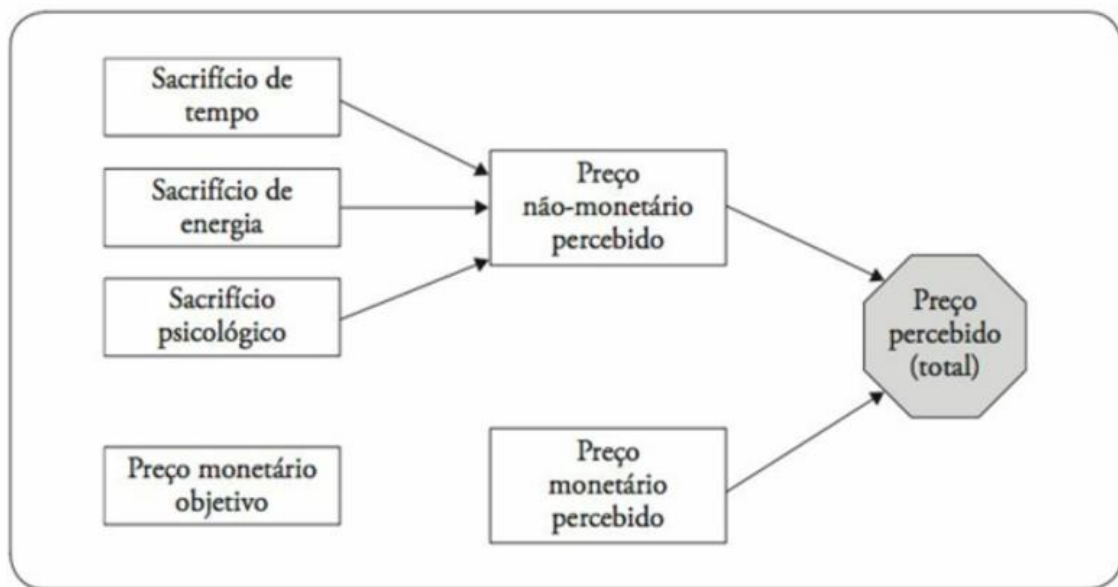
GILBERT, 2009). Uma má definição na escolha do produto aumenta os custos da organização varejista, de estoque, exigindo uma venda sem lucro ou no prejuízo (GIOIA, 2014).

2.2.2 Variável Preço

O preço é um dos compostos de marketing determinantes para a imagem da organização e para seus resultados.

Segundo Parente (2000) o preço é quantificação numérica das estratégias de marketing da organização varejista, ou seja, o valor que será desembolsado pelo cliente para adquirir o produto. A política de precificação define o posicionamento da organização (GIOIA, 2014), uma vez que a percepção total do preço é o valor monetário percebido somado da percepção de ganho ou sacrifício do cliente para adquirir o produto (Figura 7).

Figura 7: Componentes do preço na concepção do marketing



Fonte: Urdan (2006; apud Parente; Limeira; Barki 2008 p.126)

Segundo Las Casas (2013) o preço possui três objetivos comuns às organizações varejistas:

1. Retorno do Investimento
2. Fatia de Mercado
3. Fluxo de Caixa

O primeiro objetivo relaciona-se à expectativa de resultado por parte dos investidores pois, a precificação do produto deverá resultar no aumento de lucro para empresa. O segundo

cria uma relação entre o preço e meta de faturamento, uma vez que o *share* de mercado, ou seja, a participação que a organização possui nas vendas do mercado, quantifica o resultado de faturamento da empresa e a precificação correta fará com que a meta seja alcançada. E o terceiro trata-se de dinheiro efetivo para a empresa que acontecerá a partir da venda do produto.

Percebe-se assim a relação direta entre preço e resultado da empresa, ou preço e a venda. Um aumento de preço de um produto pode causar aumento da quantidade vendida, como também pode ocasionar queda na quantidade de venda. Para determinar o melhor preço deve analisar a demanda para que seja determinado o grau de elasticidade (LAS CASAS, 2013).

O grau de elasticidade relaciona a demanda ao preço, ou seja, ela indica a variação que ocorrerá na demanda em virtude da variação de preço prevista. O grau de elasticidade é calculado da seguinte forma:

$$e = \frac{\Delta Q/Q}{\Delta P/P}$$

Onde:

$\Delta Q/Q$ = percentual de mudança na quantidade de demanda;

$\Delta P/P$ = percentual de mudança no preço;

e = elasticidade de demanda;

Churchill e Gilbert (2009) afirmam que a estratégia que define os preços varia de acordo com o conceito desejado pela organização. Para isso existem seis políticas de precificação que irão orientar a decisão de preço (LAS CASAS, 2013):

1. Preço único: Política que determina um único preço para o produto independente do volume comprado pelo cliente;
2. Preço da concorrência: Política que ajusta o preço dos produtos de acordo com o preço praticados pelos concorrentes. Utiliza-se, para isso, os preços promocionais;
3. Dois preços: Política que define dois tipos de preços para dois tipos de embalagem de um mesmo produto. Neste caso, o cliente pagará um valor ao comprar uma unidade do produto, ou um valor menor caso compre uma quantidade pré-definida pelo varejista;
4. Preços de linha: Política que define o mesmo preço para uma determinada linha de produtos;

5. *Loss-leader*: Política que determina a redução de preço de itens específicos para atrair clientes;
6. Redução automática: Política que determina a queda no preço dos produtos caso não ocorra venda;

2.2.3 Variável Promoção

Em um sentido amplo, promoção significa a comunicação entre a empresa varejista e seu mercado, seu cliente, com o objetivo de atraí-lo à compra na loja (PARENTE, 2000). É a pressão que o marketing exerce na mídia e no mercado por um período visando aumentar a demanda dos consumidores (CHURCHILL; GILBERT, 2009).

Assim como o composto de marketing “Preço”, o composto “Promoção”, tem o objetivo de aumentar o faturamento da empresa (LAS CASAS, 2013). Além disso, a promoção propicia as seguintes vantagens:

1. Gerar fluxo de cliente
2. Aumentar a venda de produtos
3. Melhorar a imagem da organização
4. Retenção de Imagem

Em contrapartida, as promoções possuem vida curta e são eficazes em gerar vendas entre os consumidores que são clientes do que atrair novos consumidores.

Existem diferentes tipos de promoção para atrair o consumidor final ou o cliente de varejo ou varejista, chamados de clientes de atacado. Segundo Gioia (2014) existem cinco tipos de promoções para atrair os intermediários e cinco para atrair o consumidor, sendo:

Para os clientes de atacado:

- Descontos: promoção que oferece aos intermediários redução de custos na aquisição do produto para que seja repassado ao consumidor;
- Propaganda cooperada: tipo de promoção em que ocorre associação entre fornecedor e intermediários para divulgação de produtos específicos;
- Material de ponto de venda: tipo de promoção que utiliza do espaço físico da loja para promover produtos e marcas;
- Treinamento da equipe de vendas: promoção que oferece capacitação aos vendedores;
- Concursos e promoções: tipo de promoção que oferece prêmios aos intermediários em virtude do atingimento de metas de vendas;

Para os clientes de varejo:

- Amostra grátis: promoção que oferece o produto ao consumidor sem custo para que gere experimentação;
- Cupons de desconto: tipo de promoção que oferece redução de custos na próxima compra;
- Brindes: promoção em que a compra efetuada do produto ofertado gera o ganho de outro produto;
- Promoções de desconto: promoção que oferece uma redução no preço para aquisição do produto;
- Concursos e sorteios: tipo de promoção que oferece prêmio mediante a um sorteio;

No mercado varejista, as promoções se concentram em descontos, ofertas semanais divulgadas por meio de jornais, revistas, rádios e televisões (CHURCHILL; GILBERT, 2009).

2.2.4 Variável Localização

Localização de uma loja é avaliado como a principal decisão para a administração varejista (LAS CASAS, 2013). Para Gioia (2014) este é o composto de marketing de maior importância entre todos e a razão para o sucesso da empresa.

A principal diferença deste composto de marketing é a impossibilidade de mudança ou alteração. Um erro na escolha da localização da loja pode gerar uma desvantagem competitiva que pode resultar em prejuízos operacionais. Porém a escolha correta é base para uma operação rentável (PARENTE; LIMEIRA; BARKI, 2008).

A decisão da escolha do local, ou seja, onde a loja irá operar deve envolver um planejamento, resultado das seguintes questões:

- De onde virão os consumidores?
- Qual a quantidade dos consumidores potenciais?
- Quais concorrentes estão na área?
- Pontos fortes e fracos dos concorrentes?
- O local é de fácil acesso?
- O local é adequado para o tipo de loja?
- O ponto atende as exigências legais?

Embora estas perguntas devam ser realizadas, a escolha do local da loja é resultado de questões como: onde instalar? (GIOIA, 2014), ou o aluguel é barato, o local encontra-se desocupado (LAS CASAS, 2013).

Outro ponto que destaca a importância da escolha da loja é a área de influência.

A área de influência é a área geográfica em que estão localizados os clientes da organização varejista. De modo geral, 70% dos clientes da loja residem próximo à loja, denominada como área primária (LAS CASAS, 2013). Além desta área existe a chamada área secundária e posteriormente a área terciária, que correspondem respectivamente a 20% e 10% dos clientes da loja (GIOIA, 2014).

2.3 Marketing no “Atacarejo”

O “Atacarejo” conforme exposto é um tipo de varejo que assume dois papéis no canal de marketing, o papel do atacadista e o papel do varejista.

A partir do conceito de modelo proposto por esse canal pode se classificar o “Atacarejo” da seguinte forma, quanto as variáveis do composto de marketing de definido por Las Casas (2013):

- Em relação ao produto: Com aproximadamente 7 mil itens vendidos, o “Atacarejo” possui como característica oferecer amplitude e profundidade menores do que hipermercados e supermercados (PARENTE, 2000). Assim, o “Atacarejo” possui um sortimento que atende as necessidades dos consumidores e varejistas, não oferecendo grande variedade de marcas.
- Em relação ao preço: O “Atacarejo” tem como premissa oferecer produtos a um valor menor do que o praticado por supermercados e hipermercados. Além disso, pratica a política de dois preços, oferecendo ao cliente a possibilidade de pagar um valor ainda menor do produto em detrimento da aquisição de um volume maior do produto.
- Em relação a promoção: O “Atacarejo” pratica os tipos de promoção destinadas para o consumidor final, independente se o cliente é cliente de atacado ou cliente de varejo, a adquirir o produto.
- Em relação a localização: As lojas de “Atacarejo” se localizam em periferias. Esta estratégia de localização objetiva a redução de custos do canal que será refletido no preço praticado.

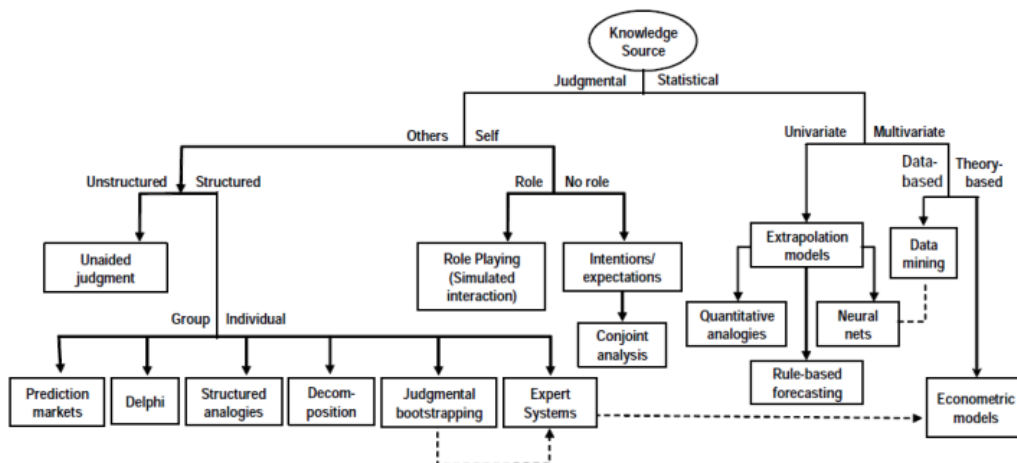
2.4 Técnicas de Previsibilidade

Segundo Hanke e Reitsch (1995; apud PASSARI, 2003) previsão é uma tentativa de antever o futuro através da análise ocorrida no passado, tornando-se base para o planejamento de ações. Por exemplo, se é previsto um aumento nas vendas devido a questões macroeconômicas, o gestor da empresa deve tomar ações para que a organização desfrute do bom momento, aumentando seu estoque por exemplo.

A previsão de vendas possui um caráter estratégico que incide em ações táticas e operacionais e, a partir dela, o gestor pode refazer seu planejamento. No varejo a previsibilidade de vendas é utilizada para que os gestores melhorem sua perspectiva de demanda (CHURCHILL; GILBERT, 2009). A partir desta perspectiva é possível estabelecer metas de vendas e metas de estoque assertivas, além de identificar tendências de consumo e outros insights que podem nortear negociações comerciais.

Para realizar a previsão deve-se definir o tipo de abordagem utilizada. Atualmente existem diferentes abordagens que se diferenciam pelas características que possuem. Armstrong (2008) apresenta essas diferenças de acordo com a figura 8.

Figura 8: Caracterização dos Métodos de previsão e suas relações



Fonte: Armstrong (2008, p.2)

Segundo Armstrong (2008) os métodos classificam-se em técnicas de julgamento, também conhecida como técnica qualitativa, e em técnicas estatísticas, denominadas técnicas quantitativas.

A técnica qualitativa utiliza-se de opiniões de especialistas, gestores que detém conhecimento acerca do funcionamento do setor para realizar a previsão (GOODWIN, 2000; PASSARI, 2003). A base para realização desta técnica é o conhecimento humano.

A técnica quantitativa utiliza de modelos matemáticos para estimar os valores futuros (GOODWIN, 2000). Nesse caso utiliza-se de dados numéricos históricos que servirão de base para previsão (PELLEGRINI, 2000; REIS, 2014).

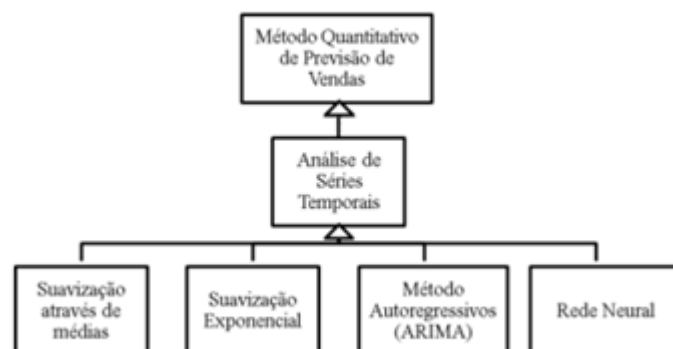
Os modelos matemáticos classificam-se em dois tipos, Análise de Séries Temporais e Métodos Causais (LE MOS, 2006), sendo o modelo ARIMA e o modelo Regressão múltipla as principais técnicas dos dois tipos de modelos.

Um método novo utilizado para calcular a previsibilidade é o método Redes Neurais. Este método pode ser caracterizado, dependendo das variáveis utilizadas em sua construção, como Análise de Séries Temporais e como Métodos Causais (REIS, 2014).

Elaborar previsões de demanda que contenham o menor erro possível é um desafio constante para as organizações (CHASE, 2013). Em virtude de ambas as técnicas, qualitativa e quantitativa, possuem pontos fortes e fracos, Armstrong (2008) define que a utilização das técnicas qualitativas e quantitativas em conjunto resultam em previsões mais assertivas.

Embora seja complexo encontrar um modelo eficiente para realizar a previsão de vendas, esta pesquisa terá foco na aplicação das técnicas quantitativas dos modelos de Série Temporal para previsão de vendas no varejo, conforme a figura 9. O método Redes Neurais, apesar da possibilidade de uso nas duas situações conforme referenciado, será testado apenas como modelo de Séries Temporais. Apesar disso será abordado no referencial o modelo de Métodos Causais uma vez que este método foi verificado em estudos anteriores.

Figura 9: Modelos de previsão



Fonte: Adaptado de Reis (2014, p.22)

2.5 Análise de Séries Temporais

Uma Série Temporal é uma sequência de valores de uma variável estudada e ordenada no tempo. Modelos de séries temporais realizam previsões observando padrões no passado baseando-se em uma série de dados registradas em intervalos de tempo regulares (NEVES; ROSSI, 2014).

O método de análise de séries temporais possui como premissa a existência de padrões de relacionamento da variável e no processo estacionário da mesma para realizar a previsão (LEMOS, 2006; ARMSTRONG, 2008).

O modelo clássico, conhecido como método da decomposição, pressupõem que as séries temporais são compostas de quatro padrões (NEVES; ROSSI, 2014):

- Tendência: corresponde ao comportamento das séries no longo prazo;
- Variações cíclicas ou ciclos: variações nos valores da variável repetidos de forma cíclica ao longo dos anos. Este comportamento pode ser, por exemplo, resultado de variações de crescimento ou recessão econômica;
- Variações sazonais ou sazonalidade: variações nos valores da variável no período anual que se repete ao longo dos anos, em geral relacionados a fatos que se repetem todos os anos, como por exemplo carnaval. Se a análise realizada for anual não implicará os comportamentos de sazonalidade na série.
- Variações irregulares ou resíduo: variações nos valores da variável que não há explicação, resultado de fatos inesperados ou fortuitos como pandemias, guerra, decisões governamentais.

Decompor a série possibilita identificar qual componente está atuando no conjunto de dados e obter previsões futuras da série (REIS, 2014). Porém, a análise de séries temporais possui limitações. Fatores externos, como ações de marketing, ou ações de concorrência, são desprezados no modelo. Outra limitação consiste nos padrões históricos que geraram as séries sofrerem mudanças com o tempo e, esta modelagem pode não verificar tais mudanças. Desta forma tendem resultar em previsões com baixa acurácia em análises de longo prazo (PASSARI, 2003).

Apesar dessa limitação a análise de séries temporais é bastante utilizada e aceita. Como vantagem estes modelos são simples apresentando maior facilidade em serem desenvolvidos e tendem a realizar previsões com maior acurácia em análises de curto prazo.

Desta forma serão apresentados os três principais métodos utilizados (REIS, 2014): Suavização através de médias, Alisamento Exponencial e Método Autoregressivo (ARIMA).

2.5.1 Métodos de Suavização através de médias

Smooth em inglês, os métodos de suavização através das médias consistem em homogeneizar, uniformizar a série temporal estudada, a partir de processos matemáticos simples (PASSARI, 2003). As duas técnicas mais conhecidas neste método são as Técnicas *Naive* e as Técnicas *Averaging*.

Técnicas *Naive*

Esta técnica consiste em considerar a última observação verificada na série como a provável a acontecer no futuro. Ou seja, o valor seguinte da série será, com provavelmente, o último valor registrado. Por mais simplista seja esta técnica, a acurácia oferecida por ela é igual ou melhor que as técnicas qualitativas (LAWRENCE et al., 2000).

Técnicas *Averaging*

São técnicas que utilizam especialmente o cálculo sucessivo de médias para realizar a previsão da série. A técnica mais conhecida é a técnica de média móvel, ou em inglês *moving averages*. Esta técnica considera o cálculo da média de uma quantidade fixa de observações da série como a previsão para o próximo resultado a ser obtido. À medida que as observações vão aumentando ao longo da série o cálculo da média vai se movendo para a realização da previsão (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2012).

2.5.2 Métodos de Alisamento Exponencial

O método de suavização consiste em uma equação de médias móveis ponderadas exponencialmente para ajustar as variações aleatórias da série temporal. A ponderação no método está na diferença de peso dado as observações da série, objetivando dar uma importância maior às observações recentes (LEMOS, 2006).

As maiores vantagens deste método são a simplicidade de cálculo e o baixo custo de desenvolvimento, podendo ser aplicada em planilhas de cálculo. As principais técnicas utilizadas neste método são a Alisamento Exponencial Simples, Alisamento Exponencial Dupla e Alisamento Exponencial Tripla (MAKRIDAKIS, WHEELWRIGHT; HYNDMAN, 1998).

Como regra geral para a técnica de Alisamento Exponencial, a estimativa de venda é realizada a partir da previsão anterior somada de um erro verificado. Matematicamente verifica-se da seguinte forma:

$$P_{t+1} = \alpha Q_t + (1 - \alpha)P_t,$$

onde:

P_{t+1} = Valor previsto para o período $t+1$;

α = Parâmetro constante de suavização do método;

Q_t = Valor observado atual no período t ;

P_t = Valor previsto para o período t ;

a) Alisamento Exponencial Simples

É a técnica mais simples entre as séries temporais, onde ocorre a aplicação da equação uma única vez para o período que se queira fazer a previsão.

b) Alisamento Exponencial Dupla

Baseia-se na aplicação da equação de Alisamento Exponencial duas vezes sucessivas. O resultado da primeira equação será a entrada para o segundo cálculo. Neste caso é utilizado um parâmetro de suavização, sendo conhecido como Método de Brown.

Outro método de Alisamento Exponencial dupla é conhecido como método de Holt. Neste método é possível utilizar dois parâmetros distintos para os cálculos de suavização.

c) Alisamento Exponencial Tripla

Baseia-se na aplicação da equação de Alisamento Exponencial três vezes sucessivas. Assim como na Alisamento Exponencial dupla, é possível utilizar apenas um parâmetro de suavização, chamado Método Brow Quadrático.

Outra forma de Alisamento Exponencial tripla é utilizar de três parâmetros distintos, o chamado método Holt-Winter. A vantagem deste método é a possibilidade de avaliar ciclos sazonais nas séries estudadas. Segundo Reis (2014) este é um dos métodos mais empregados devido a sua boa acurácia nas previsões realizadas, se destacando em previsões de curto prazo, além de ser um método simples e de baixo custo de operação.

As previsões realizadas a partir do método Holt-Winter é realizada a partir da seguinte forma:

$$P_{t+n} = (Q_t + nT_t)S_{t-s+n}$$

onde:

P_{t+n} = Valor previsto para o “n” período $t+n$;

n = Período futuro a ser previsto;

Q_t = Componente atual no período t ;

T_t = Componente de tendência no período t ;

S_t = Componente de sazonalidade no período t ;

2.5.3 Método Autoregressivo (ARIMA)

Box e Jenkins (1976) a partir de um processo de diferenciação, uniram a modelagem autorregressiva com o tratamento de dados não-estacionários criando o método Autoregressivo, também conhecido como método Box-Jenkins.

O método Autoregressivo (*Autoregressive Integrated Moving Average – ARIMA*) constitui em um dos métodos capazes de gerar modelos por meio da combinação de três técnicas matemáticas e estatísticas: a técnica de autorregressão, ou seja, regressão com base no tempo, a técnica de médias móveis, objetivando suavizar e desazonalizar a série, e a diferenciação para incluir processos não estacionários.

O modelo escolhido é referenciado como $ARIMA(a,b,c)$, onde a representa o grau de autorregressão dos dados, b representa o grau de diferenciação, e c representa o grau de média móvel usado. A construção do modelo matemático é baseada em um ciclo iterativo, em que o modelo é escolhido a partir das características dos próprios dados.

Box e Jenkins (1976) define três etapas para esta construção do modelo:

1. Identificação dos modelos que descrevem a série temporal, ou seja, identificar qual dentre as várias versões dos modelos a que descreve o comportamento da série.
2. Estimação dos parâmetros dos modelos, ou seja, estimar os parâmetros que compõem a autorregressão, médias móveis e variância.
3. Verificação dos modelos, ou seja, avaliar os modelos propostos e selecionar o modelo que melhor descrever o comportamento dos dados.

A partir da definição do método a ser utilizado as previsões são possíveis de serem realizadas.

2.6 Métodos Causais

As técnicas de previsão casuais objetivam descrever matematicamente as relações de causa e efeito entre a variável estudada e seus fatores explicativos. Diferente das análises de Séries Temporais, os modelos causais, descrito como equação de regressão, tem a vantagem de explorar como as mudanças nas variáveis explicativas alteram a variável prevista (PASSARI, 2003).

Os modelos causais são separados em dois tipos, Modelos de Regressão e/ou Econométricos e Modelos baseados em Mineração de Dados.

Os modelos de Mineração de Dados são processos e técnicas aplicadas a base de dados históricos de uma organização buscando explorar padrões e compreender as relações contidas

nos dados (PASSARI, 2003). Dentre as técnicas de mineração de dados a principal e que será analisada nesta dissertação é a técnica de Redes Neurais Artificiais ou Rede Neural, que pode tanto ser utilizada como método causal como também pode ser utilizado como método de análise de série temporal (REIS, 2014).

2.6.1 Modelo de Regressão

Os modelos de regressão são modelos matemáticos que buscam representar a relação de causa e efeito entre as variáveis estudadas. A técnica mais simples é a Regressão Linear, onde uma variável y , chamada de variável dependente, e uma variável x , chamada de variável independente, possuem uma relação linear. Da seguinte forma:

$$Y = \alpha + \beta X + E$$

Onde E é “erro” e tem como base:

- Representar a variação ocorrida em Y que não é explicada pela variação de X .
- Variável aleatória com média zero.

A regressão linear é um caso específico de regressão múltipla. Enquanto a regressão linear tem-se que a variável Y é explicada por uma variável independente, nas regressões múltiplas a variável Y é explicada por mais de uma variável independente, $X_1, X_2, X_3, \dots, X_N$. Assim:

$$Y = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_n X_n + E$$

Para previsão de vendas pode-se relacionar a variável dependente, como por exemplo demanda de um produto, com o preço do produto, poder de compra dos consumidores, períodos sazonais, fatores econômicos, entre outros.

Para utilizar a regressão como modelo de previsão inicialmente deve-se determinar os parâmetros α e βx . A técnica dos mínimos quadrados, baseado no Teorema de Gauss-Markov é a principal técnica utilizada. A aderência do modelo aos dados é calculada em termo do erro verificado, que é minimizado a partir da técnica de mínimos quadrados.

Comparado aos modelos de série temporal, os modelos de regressão necessitam de um esforço maior para sua construção e necessitam de testes estatísticos para selecionar as variáveis de entrada mais relevantes, porém, sua fácil compreensão e boa acurácia para explicar a

variação da variável estudada faz com que seja bem aceita (PASSARI, 2003; HUSSEY; HOOLEY, 1995).

2.6.2 Modelos Econométricos

Modelo econométrico é um caso específico da modelagem de regressão múltipla. Os modelos econométricos baseiam-se em várias equações de regressão para explicar diferentes variáveis econômicas.

Uma vantagem dos modelos econométricos é o estudo com interdependências, ou seja, considerar variáveis com efeito mínimo, onde não é possível explicar claramente as relações de causa e efeito. Por exemplo, verificar o impacto da redução de impostos em uma economia em recessão. Esta ação impactaria na renda da população, na renda das empresas e na economia, como preço médio de cesta básica, capital circulante aplicado, desemprego e outros.

2.7 Redes Neurais Artificiais

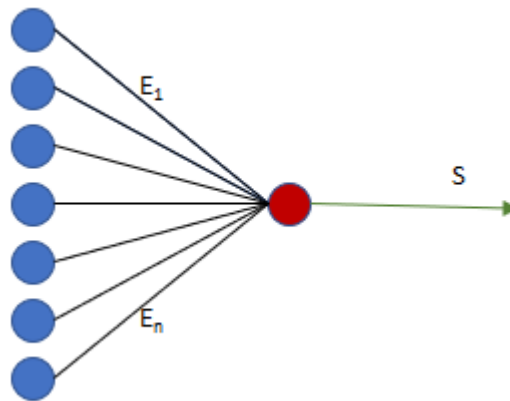
Inspirado na arquitetura do cérebro humano, as redes neurais artificiais são sistemas de processamento de informações (BAETS; VENUGOPAL, 1994), composto por diversos elementos computacionais que interagem por meio de conexões com pesos distintos (ADYA; COLLOPY, 1998).

As redes neurais artificiais possuem duas características que a torna um ótimo modelo de previsão, a capacidade de processamento e a generalização. A capacidade de processamento relaciona-se ao processamento das informações permitindo resolver problemas complexos e a generalização à capacidade que modelo possui em adaptar de acordo com os dados (HAYKIN, 2007). Além disso o modelo apresenta as seguintes características:

- Não linearidade: permite ao modelo fazer previsões lineares e não lineares;
- Mapeamento de Entrada-Saída: capacidade do modelo em aprender com as entradas de dados;
- Adaptabilidade: capacidade do modelo em modificar os pesos de acordo com as condições do ambiente;
- Resposta a evidências: capacidade do modelo em dar resposta da variável de análise;
- Uniformidade na análise: independente da análise segue o mesmo princípio para aplicação;

A modelagem de redes neurais é iniciada a partir da construção de elementos computacionais que são chamados de “nó”. Os “nós” são interconectados a partir de conexões diretas e operam em dois estágios. O primeiro estágio calcula a soma dos diversos sinais de entrada considerando seus respectivos pesos, o segundo estágio determina a saída por meio de uma função, chamada de ativação (REIS, 2014), conforme apresentado na figura 10.

Figura 10 – Funcionamento de cada nó na rede neural



Fonte: Reis (2014, p.35)

Esta estrutura é denominada como neurônio por representar a ideia do funcionamento de um neurônio humano (HAYKIN, 2007). Desta forma, as redes neurais artificiais podem ser definidas como um mecanismo que recebe um valor de entrada, analisa e informa o resultado verificado (MANZAN, 2016).

Cada nó recebe um valor de entrada (e_1, e_2, \dots, e_m) e, por meio da função de ativação, transformam-se em um valor de saída. Segundo Petron (1999), a função de ativação utilizada é a função logística:

$$F(x) = 1 / (1 + e^{-x})$$

O resultado desta função assumirá os valores que indicará a ativação, ou a não ativação da função na análise avaliada (PETRON, 1999; HAYKIN, 2007).

Segundo Baets e Venugopal (1994) e Passari (2003) as redes neurais caracterizam-se por meio das seguintes propriedades: a estrutura de rede (topologia), como e o que a rede processa (propriedade computacional) e como a rede aprende (propriedade de treinamento).

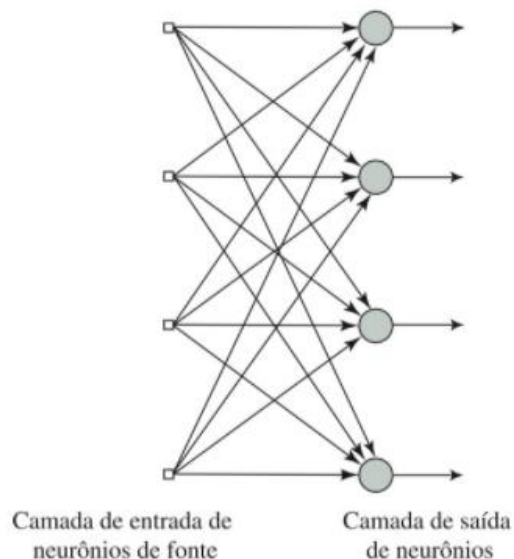
A arquitetura de rede ou topologia de rede é a maneira pela qual os neurônios estão estruturados. Esta estruturação impacta diretamente a forma como o algoritmo de aprendizagem será utilizado (HAYKIN, 2007). A topologia é definida pela quantidade de camadas e nós utilizados. Ao menos duas camadas devem compor a rede neural, a camada de entrada, contendo as variáveis do modelo, e a camada de saída, representando o resultado final. Inicialmente as topologias dividem-se em Não Recorrentes e Recorrentes.

a) Redes Neurais Não Recorrentes

Também conhecidas como redes sem memórias, as redes neurais não recorrentes são aquelas que a saída não gera aprendizado para as entradas (PACHECO; VELLASCO, 2007). Haykin (2007) subdivide as redes neurais não recorrentes em:

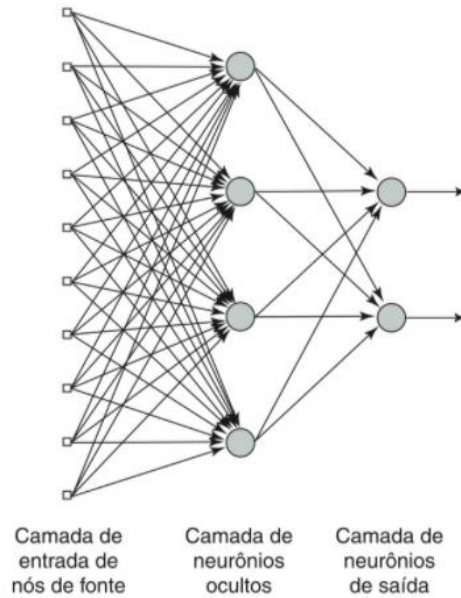
1. Rede de camada única: refere-se ao modelo que possui apenas uma camada de nó de saída, conforme a figura 11.
2. Redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas: refere-se ao modelo que possui uma ou mais camadas ocultas, conforme a figura 12.

Figura 11 – Rede de camada única



Fonte: Haykin (2007, p.47)

Figura 12 – Redes alimentadas diretamente com múltiplas camadas

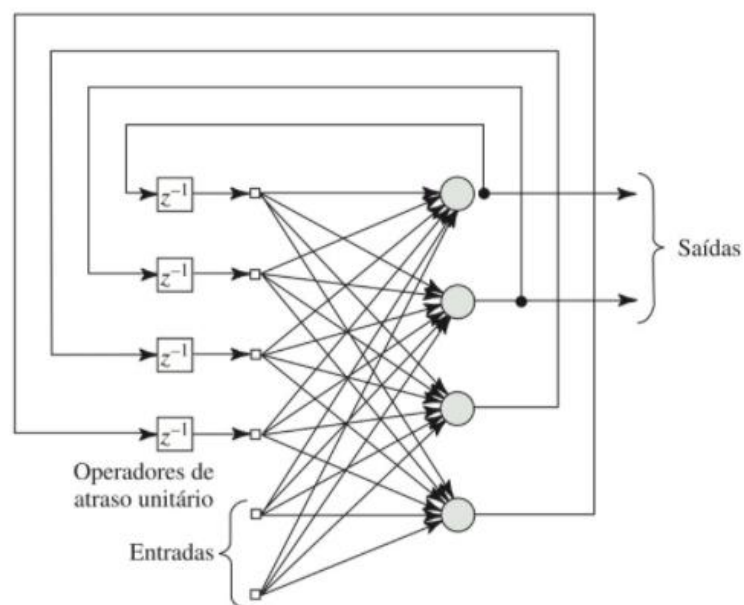


Fonte: Haykin (2007, p.48)

a) Redes Neurais Recorrentes

Ao contrário das redes neurais não recorrentes, esta possui realimentação das saídas nas entradas. Esta rede possui uma estrutura mais complexa por possuir várias ligações entre neurônios da mesma camada e de outras camadas (PACHECO; VELLASCO, 2007; HAYKIN, 2007), conforme a figura 13.

Figura 13 – Redes Neurais Recorrentes



Fonte: Haykin (2007, p.48)

A propriedade computacional refere-se à função utilizada para que os nós sejam ativados e assim processar a informação (BAETS; VENUGOPAL, 1994; REIS, 2014). Conforme colocado a função logística é a função utilizada.

Por fim, a propriedade de treinamento é o processo em que ocorre a inserção dos valores de entrada com o reajuste dos pesos, até que o valor de saída desejado seja encontrado (PASSARI, 2003; REIS, 2014). Os treinamentos dividem-se em dois tipos, os treinamentos supervisionados e os treinamentos não supervisionados.

Nos treinamentos supervisionados, a aprendizagem acontece a partir da inserção dos valores de entrada e do valor de saída. A partir destes valores, a rede calcula o erro e, então, utiliza para corrigir os pesos dos valores de entrada até que se encontre o valor de saída (REIS, 2014). Segundo Manzan (2016) este tipo de treinamento tem o objetivo de reduzir a diferença entre a saída obtida e saída esperada.

No treinamento não supervisionado existe somente a necessidade dos valores de entrada. A rede irá calcular a saída automaticamente, verificando e calculando as relações e pesos dos valores de entrada (ALMEIDA, 1993; apud PASSARI, 2003).

O processo do modelo de rede neural segue as seguintes etapas (PETRON, 1999):

1. Definição da topologia de rede;
2. Aprendizado a partir das informações de entrada e de saída;
3. As conexões entre os nós modificam-se até que o valor de saída seja compatível;
4. A rede está preparada para realizar novas previsões;
5. O aprendizado da rede continua indefinidamente;

2.7.1 Rede Neural do tipo *Multilayer Perceptron*

A rede neural do tipo MLP (*multilayer perceptron*) é o modelo que está sendo aplicado para previsão de demanda devido à capacidade de resolução de problemas complexos que o modelo consegue resolver (BRANCO; SAMPAIO, 2008).

As redes MLP tem como características serem uma rede de multicamadas e utilizam da função logística como a função de ativação do modelo (HAYKIN, 2007).

O treinamento das redes MLP é supervisionado, denominado de *backpropagation* (MANZAN, 2016). Este tipo de treinamento utiliza um algoritmo conhecido como algoritmo de retropropagação de erro (BRANCO; SAMPAIO, 2008; MANZAN, 2016) para que o modelo possa aprender com os dados de entrada inseridos até resultarem o dado de saída esperado.

Segundo Pacheco e Vellasco (2007) este é algoritmo determina as variações nos pesos sinápticos da Rede Neural.

2.8 Avaliação de Técnicas de Previsão de Vendas

Segundo Passari (2003) e Reis (2016) existem diferentes formas de se avaliar e comparar os modelos dos métodos de previsão, sendo alguns deles a partir de:

- Acurácia
- Custo
- Habilidade do analista
- Característica desejada da previsão
- Facilidade de uso
- Característica específica do problema
- Facilidade de interpretação

Não existe definição sobre qual é o melhor critério de avaliação ou o mais importante para se comparar os resultados apresentados entre os modelos. A análise de trabalhos relacionados apresentou que os últimos estudos realizados utilizam do critério acurácia para avaliar o melhor modelo proposto.

Segundo Lemos (2006) os três modelos mais utilizados para avaliar a acurácia dos modelos de previsão são:

- MAPE: Erro Médio Absoluto Percentual

$$\frac{\sum_{t=1}^T \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t}}{T}$$

- MAE: Erro Médio Absoluto

$$\frac{\sum_{t=1}^T |y_t - \hat{y}_t|}{T}$$

- RMSE: Raiz Quadrada do Erro Quadrático Médio

$$\sqrt{\frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}{T}}$$

Onde:

T = o tamanho da série

\hat{y}_t = o valor predito para a série no tempo t

Estes três indicadores apresentam os indicadores de erro do modelo observado. Dessa forma, quando houver comparação entre modelos preditivos, o modelo que apresenta a melhor previsão à série será aquele que possuir o menor valor do indicador observado.

Os indicadores MAE e o RMSE são utilizados em situações onde é aplicada a mesma escala entre os valores reais e os valores previstos e o indicador MAPE, ao contrário, é utilizado em situações onde as escalas são diferentes.

2.9 Análise de Trabalhos Relacionados

A análise de trabalhos relacionados realizada objetiva verificar quais os modelos de previsão utilizados em pesquisas científicas. Para isso, definiu-se quatro parâmetros de busca e seleção dos trabalhos sendo base de dados, período de realização da pesquisa, critério de busca e análise qualitativa dos trabalhos.

1. Base de dados

Avaliou-se pesquisas das bases Spell, Emerald e EBSCO.

2. Período de realização da pesquisa

Considerou-se pesquisas publicadas no período de 2010 a 2020

3. Critério de Busca

Como critério de busca utilizou-se os termos “Previsão de Venda” e “Métodos de Previsão” na base Spell e “Sales Forecasting”, “Forecasting Sales” e “Forecasting Methods” nas bases Emerald e EBSCO, utilizando o operador Booleano “ou”. A busca retornou 111 artigos científicos com acesso completo à publicação.

4. Análise Qualitativa

Para avaliar os métodos utilizados analisou-se o resumo das pesquisas, selecionando aquelas que desenvolveram trabalhos quantitativos que testaram algum modelo de previsão em uma série de dados. Pesquisas que não testaram modelos ou que avaliaram qualitativamente as previsões foram desconsideradas para análise. Após este filtro foram selecionados 30 artigos.

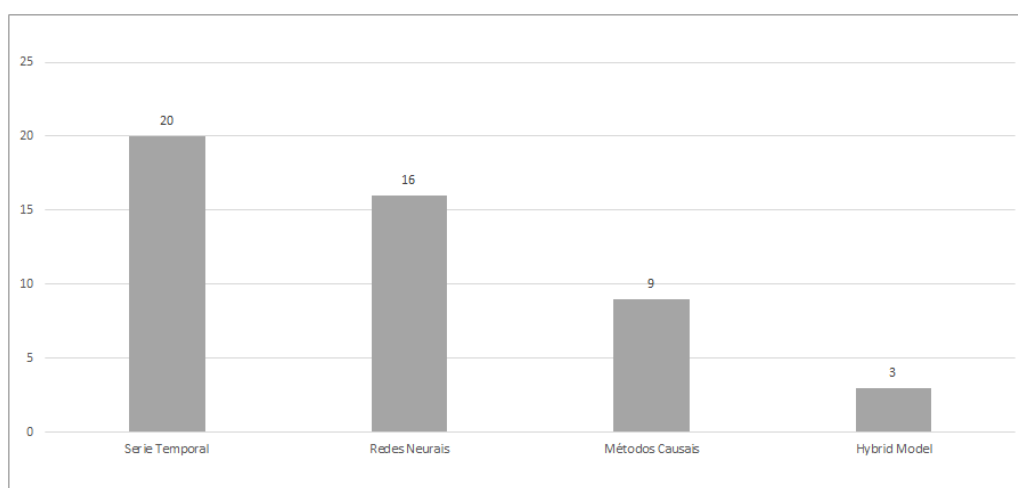
2.9.1 Resultado da Análise de Trabalhos Relacionados

As 30 pesquisas analisadas foram classificadas de acordo com o método de previsão utilizado, conforme a figura 14. Algumas destas pesquisas utilizaram mais do que um método de previsibilidade em seu estudo.

Verifica-se que o método mais utilizado foi o método de Séries Temporais, que pode ser justificado por ser um método de desenvolvimento mais simples e de baixo custo de operação (REIS, 2014) quando comparado aos demais. O segundo método mais utilizado foi Redes Neurais observado em 16 pesquisas corroborando com a definição de ser um método que apresenta maior acurácia em comparação aos demais.

Embora não abordado nesta dissertação, verificou-se que três pesquisas empregaram o método de Modelos Híbridos. Este método baseia-se em previsões realizadas por modelos de Inteligência Artificial.

Figura 14 – Tipos de Métodos utilizados

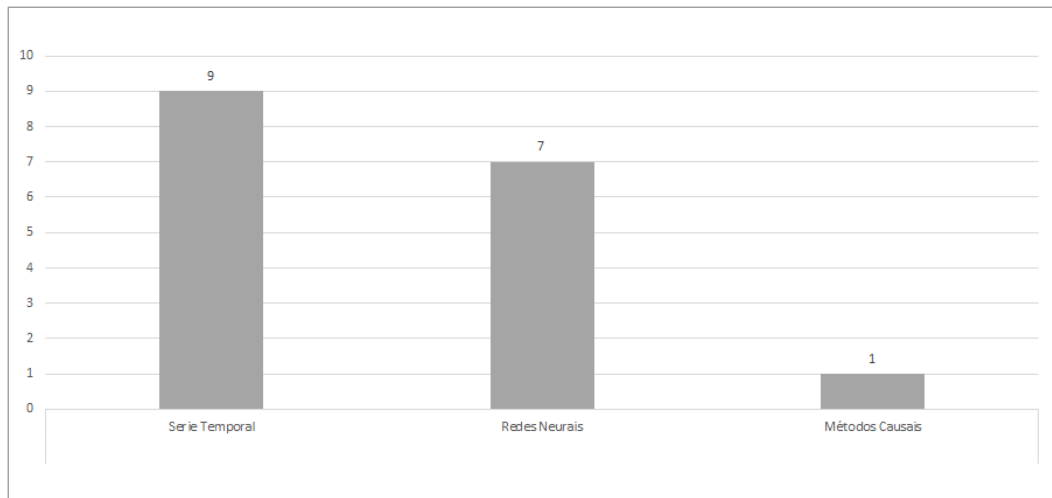


Fonte: Elaborado pelo autor

Em relação à quantidade de métodos utilizados verificou-se que 18 pesquisas avaliaram um único método, enquanto 12 avaliaram dois ou mais métodos de previsão. Avaliando apenas as pesquisas que utilizaram um único método verifica-se que o método mais utilizado foi o método de Séries Temporais (figura 15).

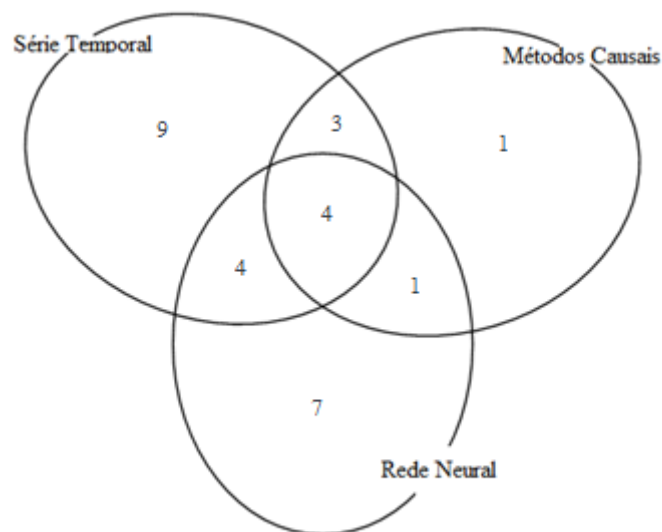
Quando avaliado o uso de mais de um método na pesquisa realizada verifica-se que houveram mais trabalhos que comparassem os métodos de Série Temporal com o método de Rede Neural (figura 16).

Figura 15 – Tipos de Métodos em Pesquisas de Único Modelo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 16 – Tipos de Métodos em Pesquisas - Modelos



Fonte: Elaborado pelo autor

Dessa maneira confirma-se a utilização destes dois tipos de métodos, uma vez que nos trabalhos publicados nos último 10 anos são os métodos mais utilizados sejam em trabalhos que analisaram um único método de previsibilidade ou em trabalhos que compararam métodos diferentes.

3. Metodologia

Esta é uma pesquisa quantitativa que utilizará de métodos estatísticos para avaliar a previsibilidade de vendas no canal de “Atacarejo”. Para confrontar a teoria com os dados de estudo se faz necessário delinear a pesquisa (GIL, 2008).

Em relação ao método utilizado, esta pesquisa utiliza-se do método estatístico. O método estatístico tem como característica a aplicação de modelos estatísticos nas séries estudadas e verificar os resultados produzidos por elas (GIL, 2008), e esta pesquisa objetiva verificar o modelo estatístico de previsibilidade que apresenta maior acurácia em uma série de vendas do canal “Atacarejo”, analisando cada tipo de cliente estudado.

Em relação aos objetivos, esta pesquisa é classificada como descritiva pois objetiva verificar qual o modelo de previsão apresenta melhor acurácia para o canal de “Atacarejo” a partir do comportamento histórico de vendas de cada tipo de cliente do canal “Atacarejo”, na previsibilidade dos valores futuros. As pesquisas descritivas possuem como objetivo de descrever as características de determinada população, podendo identificar a existência entre as variáveis estudadas (GIL, 2008).

Em relação a técnica de pesquisa, Gil (2008) define que o estudo de caso tem como objetivo explorar situações de vida e preservar o caráter unitário do objeto de estudo. Desta forma esta pesquisa é classificada como um estudo de caso pois utilizará de dados de vendas de uma empresa do canal de “Atacarejo” para avaliar os modelos de previsibilidade desde canal.

3.1 Visão Geral da Metodologia

A metodologia de pesquisa será desenvolvida em quatro etapas:

1. Definição dos Modelos de Previsão a serem desenvolvidos e hipóteses a serem testadas;
2. Construção das bases de dados;
3. Desenvolvimento dos modelos de previsão;
4. Comparação dos modelos de previsão de vendas baseada no critério de acurácia

3.2 Definição dos Modelos de Previsão

Esta pesquisa objetiva avaliar os modelos quantitativos de previsão baseados em métodos de análise de séries temporais e rede neural no canal de marketing “Atacarejo” avaliando os dois tipos de clientes que realizam compras neste canal. Para cumpri-lo, desenvolveu-se alternativas de modelos de previsão em cada método, conforme apresentado na figura 17.

Figura 17: Modelos de Previsão utilizados



Fonte: Elaborado pelo autor

Para alcançar o objetivo geral foram definidos quatro objetivos específicos:

Objetivo 1 – Analisar o comportamento de venda dos dois tipos de clientes do “Atacarejo”.

Para analisar o comportamento de venda, as séries foram separadas por cada tipo de cliente, analisadas conforme o composto de marketing e comparado os resultados encontrados.

Objetivo 2 – Analisar os modelos quantitativos de previsibilidade baseado em Séries Temporais e Rede Neural.

Os modelos foram descritos e analisados conforme sua aplicação. Posteriormente foram apresentados no capítulo de fundamentação teórica.

Objetivo 3 – Testar os modelos de previsão em séries de dados de vendas.

Para testar esta hipótese todas as séries de dados foram submetidas aos modelos apresentados na figura 17, a partir da utilização do software RStudio.

Objetivo 4 – Comparar acurácia dos modelos de série temporal e rede neural para empresas do canal de “Atacarejo”;

Para testar esta hipótese foram comparados os resultados dos três métodos analisados. Primeiramente foi realizado comparação da acurácia de cada tipo cliente das lojas analisadas e posteriormente os resultados dos melhores modelos de cada cliente foram comparados por loja.

3.3 Construção das bases de dados

Serão utilizados dados de vendas mensais de uma empresa mineira do canal de “Atacarejo” presente em dezoito cidades do estado de Minas Gerais, ao qual o pesquisador possui acesso.

Para verificar o comportamento de venda dos clientes de varejo e de atacado serão coletadas informações de produto e preço correspondente as vendas no período de janeiro de 2017 a dezembro de 2019, identificando nas vendas as compras do cliente atacado e as compras do cliente varejo ocorridas no período analisado.

Para verificar o composto de localidade serão coletados valores de cinco diferentes lojas que compõem a empresa, sendo todas as lojas do canal de “Atacarejo”. As lojas estão localizadas em diferentes regiões, variando sua localidade entre áreas rodoviárias e áreas de centros urbanos.

Desta forma a coleta seguirá conforme a tabela 3.

Tabela 3: Construção da base de dados

Data	Loja	Produto	Preço	Quantidade Vendida	Tipo de cliente
02/01/2017	201	Arroz Codil 5kg	R\$5,49	87	Varejo
02/01/2017	201	Arroz Codil 5kg	R\$5,29	120	Atacado
02/01/2017	201	Refrigerante Coca-Cola 2l	R\$4,99	66	Varejo
02/01/2017	201	Refrigerante Coca-Cola 2l	R\$4,99	24	Atacado
03/01/2017	202	Refrigerante Coca-Cola 2l	R\$5,29	48	Atacado

Fonte: Elaborado pelo autor

Para realizar comparação entre os modelos de previsibilidade a série será dividida em dois grupos uma vez que, os modelos necessitam de dados para iniciar as previsões a serem realizadas.

O primeiro grupo compreende o período de janeiro de 2017 a dezembro de 2018. Este grupo será utilizado para a fase de desenvolvimento e treinamento dos modelos de previsão. Os modelos então, serão testados no período do segundo grupo, correspondente ao período de janeiro de 2019 a dezembro de 2019. Os resultados serão comparados para encontrar o modelo que apresenta a melhor acurácia na previsão de vendas do setor de “Atacarejo”.

3.4 Desenvolvimento e comparação dos modelos de previsão

Cada método foi desenvolvido no software RStudio para realização da previsão. Os resultados de cada previsão foram analisados e comparados em função do MAPE, MAE e RMSE, verificando separadamente as vendas de varejo e as vendas de atacado de cada loja analisada. Por fim, será comparado os modelos de cada tipo de cliente por loja.

4. Desenvolvimento e Análise das Previsões de Vendas

Primeiramente será apresentado o comportamento de venda do cliente de atacado e do cliente de varejo das cinco lojas estudadas. Posteriormente será apresentado o desenvolvimento e resultado das previsões dos modelos perfil de cliente e os resultados comparados por loja. Todos os métodos foram desenvolvidos sob as mesmas condições, delimitando-se o mesmo tempo de treinamento e teste. Todos os modelos foram desenvolvidos utilizando o software RStudio.

4.1 Análise do Comportamento de Venda

4.1.1 Loja Divinópolis

A Loja Divinópolis está localizada a 4,0 quilômetros do centro da cidade de Divinópolis, situada em uma avenida próximo ao acesso de uma rodovia, em um bairro afastado que não possui movimentação local de residentes.

Analisando as vendas da Loja Divinópolis, verifica-se que 81% das vendas registradas no período são para o cliente de varejo, ou seja, vendas para consumidores finais.

Estes consumidores compram em média 5.203 produtos distintos por mês, enquanto os consumidores atacadistas compram em média 1.433 produtos distintos por mês. Uma diferença de 363% dos produtos consumidos pelo consumidor final comparado com o consumidor de atacado (tabela 4).

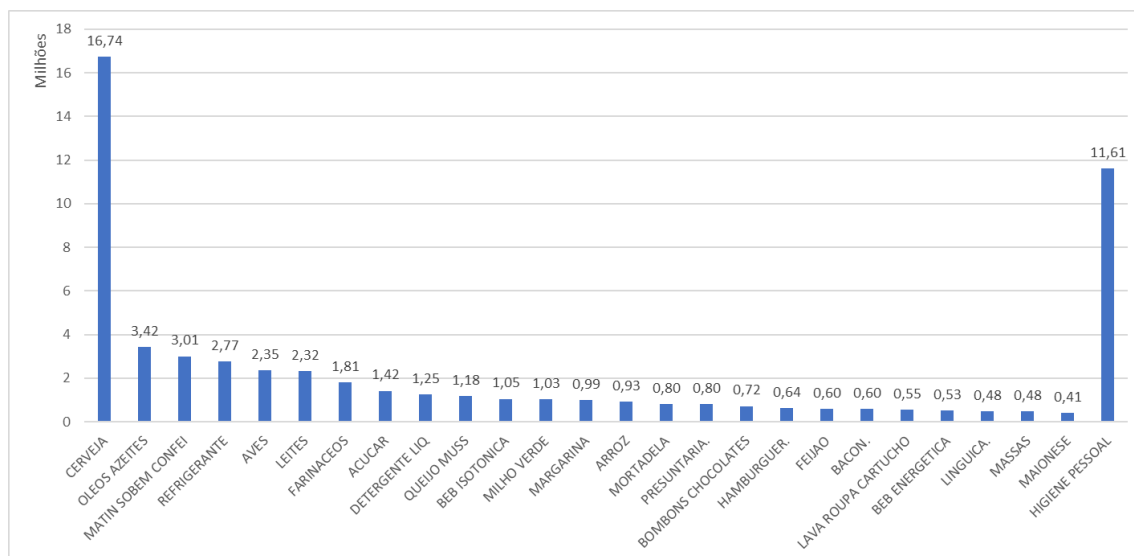
Tabela 4 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja Divinópolis

Loja	Divinópolis								
	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado
	jan/17	4.984	1.052	jan/18	5.230	1.163	jan/19	5.297	1.650
	fev/17	4.920	1.159	fev/18	5.153	1.194	fev/19	5.269	1.425
	mar/17	5.005	1.271	mar/18	5.287	1.435	mar/19	5.249	1.549
	abr/17	4.998	1.201	abr/18	5.246	1.352	abr/19	5.230	1.599
	mai/17	4.976	1.311	mai/18	5.186	1.400	mai/19	5.162	1.641
	jun/17	5.029	1.311	jun/18	5.171	1.275	jun/19	5.144	1.513
	jul/17	5.114	1.332	jul/18	5.158	1.331	jul/19	5.160	1.628
	ago/17	5.375	1.362	ago/18	5.217	1.460	ago/19	5.179	1.619
	set/17	5.268	1.293	set/18	5.271	1.479	set/19	5.208	1.604
	out/17	5.312	1.386	out/18	5.306	1.559	out/19	5.219	1.700
	nov/17	5.280	1.389	nov/18	5.275	1.546	nov/19	5.331	1.658
	dez/17	5.395	1.343	dez/18	5.396	1.703	dez/19	5.302	1.709

Fonte: Elaborado pelo autor

Verifica-se que das 211 categorias de produtos vendidas na loja de Divinópolis, 25 categorias representam 80% do faturamento do consumidor atacadista (figura 18), quando classificadas em ordem decrescente de faturamento. Além disso, 6 categorias são responsáveis por ao menos 50% do faturamento, sendo elas: Cerveja (28,6%), Óleos Azeites (5,8%), Matinais Sobremesa Confeitaria (5,1%), Refrigerantes (4,7%), Aves (4,0%) e Leites (4,0%).

Figura 18 – Loja Divinópolis: Venda de Atacado

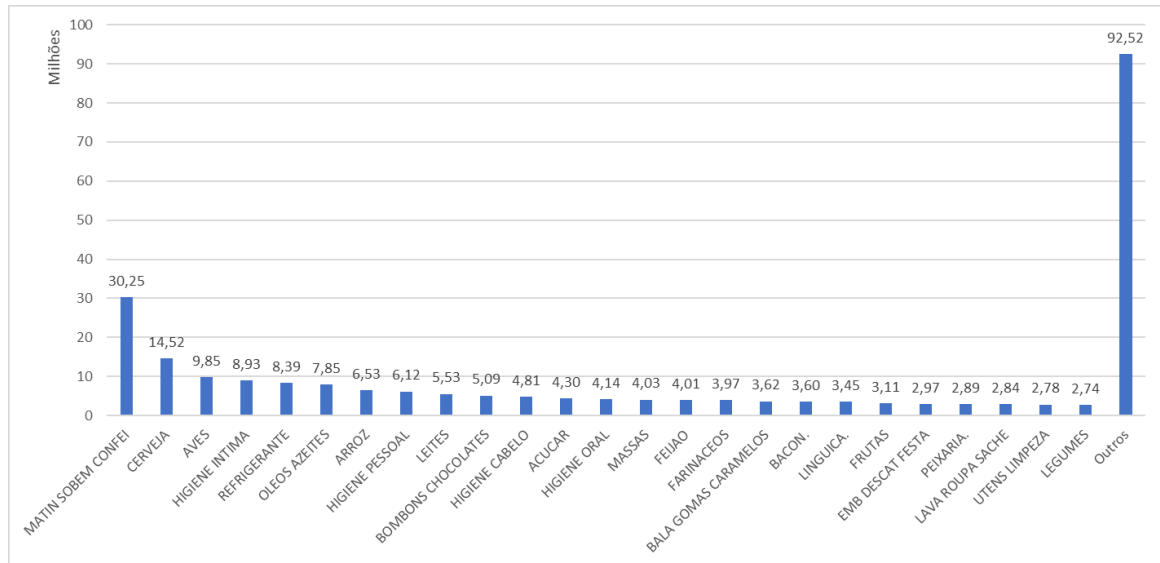


Fonte: Elaborado pelo autor

Este padrão de vendas concentradas não é observado nas vendas para o consumidor final. As 25 categorias que registraram mais vendas no período representam 62,8% do faturamento da loja, conforme a figura 19, sendo que as 6 categorias com maior faturamento representam 32,1% das vendas: Matinais Sobremesa Confeitaria (12,2%), Cerveja (5,8%), Aves (4,0%), Higiene Intima (3,6%), Refrigerante (3,4%), Óleos Azeites (3,2%).

É possível verificar que cinco categorias se repetem no ranking das seis categorias mais vendidas entre as vendas de atacado e as vendas de varejo, sendo elas Óleos Azeites, Refrigerante, Aves, Cerveja e Matinais Sobremesa Confeitaria. Isto ressalta a importância dos produtos vendidos nestas categorias para atrair os clientes de atacado e os clientes de varejo.

Analisando o preço médio de venda destas categorias verifica-se que o preço de atacado é menor do que os preços de varejo, conforme a tabela 5. Somente a categoria de Aves que apresentou uma diferença de preço menor, registrando uma diferença próxima de zero.

Figura 19 – Loja Divinópolis: Venda de Varejo

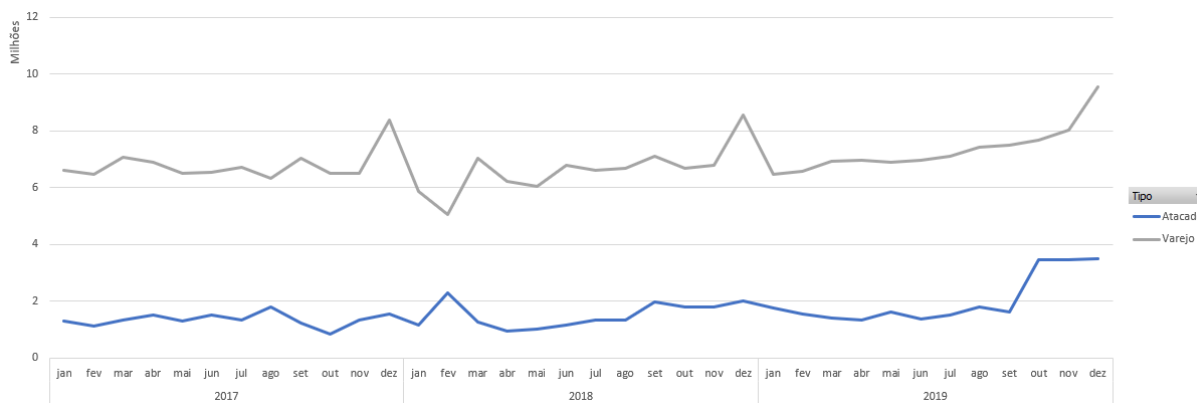
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5 – Variação de Preço – Loja Divinópolis

Categoria	Variação de Preço Atacado x Varejo
MATIN SOBEM CONFEI	-14,3%
CERVEJA	-16,6%
AVES	-3,1%
REFRIGERANTE	-25,1%
OLEOS AZEITES	-10,1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Esta diferença de quantidade de itens consumidos e a concentração existente nas vendas de atacado influenciam o comportamento de venda do cliente de atacado, assim como o comportamento da série dos clientes de vendas do varejo. Avaliando a distribuição de vendas ao longo do período analisado verifica-se que a base de vendas do varejo desta loja apresenta uma distribuição com tendência de crescimento e uma variação sazonal, conforme observado na figura 20. A base de vendas do atacado desta loja apresenta uma distribuição com tendência de crescimento baixa, exceto nos últimos três meses do período.

Figura 20 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Divinópolis

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.2 Loja Governador Valadares

A Loja Governador Valadares está localizada a 6,0 quilômetros do centro da cidade de Governador Valadares, situada em um bairro com baixo movimento urbano e próximo ao aeroporto da cidade.

Analisando as vendas da loja, verifica-se que 74,6% das vendas registradas no período são para o cliente de varejo. Estes consumidores finais compram em média 5.466 produtos distintos por mês, enquanto os clientes de atacado compram em média 1.402 produtos distintos por mês registrando uma variação de 390% de produtos comprados pelo cliente de varejo comparado com as compras do cliente de atacado (tabela 6).

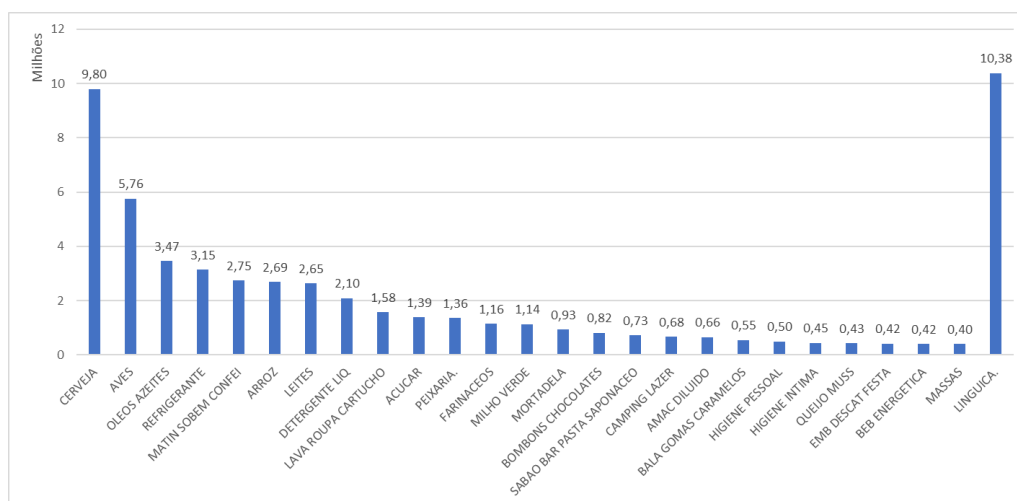
Tabela 6 - Quantidade de Produtos vendidos por mês - Loja Governador Valadares

Loja	Divinópolis							
	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado
jan/17	5.124	1.158	jan/18	5.423	1.317	jan/19	5.571	1.118
fev/17	5.091	1.092	fev/18	5.334	1.365	fev/19	5.550	1.211
mar/17	5.109	1.354	mar/18	5.426	1.564	mar/19	5.589	1.205
abr/17	5.127	1.397	abr/18	5.406	1.359	abr/19	5.555	1.294
mai/17	5.147	1.484	mai/18	5.395	1.435	mai/19	5.558	1.403
jun/17	5.215	1.306	jun/18	5.416	1.328	jun/19	5.521	1.353
jul/17	5.322	1.410	jul/18	5.459	1.262	jul/19	5.547	1.385
ago/17	5.327	1.614	ago/18	5.559	1.338	ago/19	5.547	1.549
set/17	5.460	1.470	set/18	5.622	1.575	set/19	5.616	1.506
out/17	5.449	1.554	out/18	5.604	1.363	out/19	5.713	1.628
nov/17	5.475	1.465	nov/18	5.617	1.396	nov/19	5.772	1.615
dez/17	5.591	1.624	dez/18	5.734	1.339	dez/19	5.807	1.647

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a série de vendas do cliente de atacado verifica-se que as 23 categorias mais vendidas representam 80% do faturamento da loja de Governador Valadares (figura 21, sendo que as 7 categorias mais vendidas são responsáveis por pouco mais que 50% deste faturamento, sendo elas: Cerveja (17,4%), Aves (10,2%), Óleos Azeites (6,2%), Refrigerantes (5,6%), Matinais Sobremesa Confeitaria (4,9%), Arroz (4,8%) e Leites (4,7%).

Figura 21 – Loja Governador Valadares: Venda de Atacado

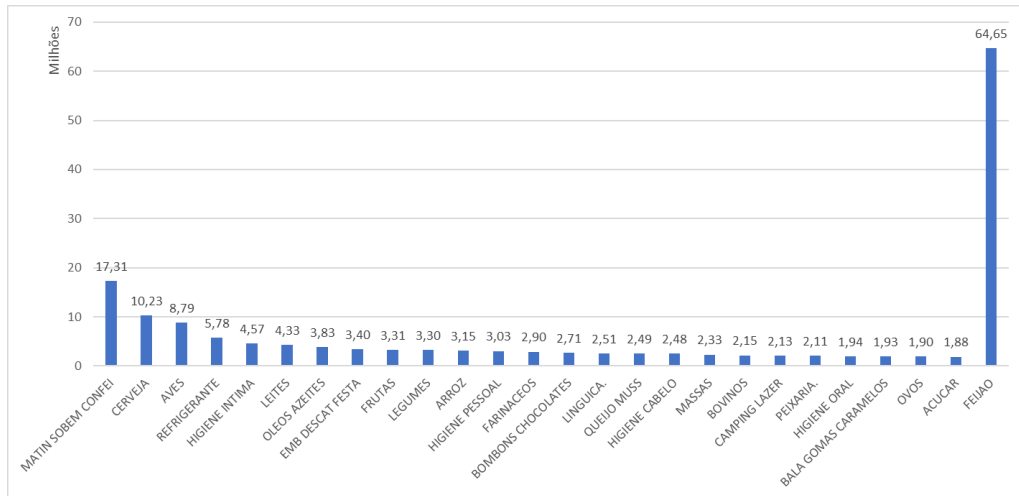


Fonte: Elaborado pelo autor

Este padrão de vendas concentradas não é observado nas vendas para o cliente de varejo. As 23 categorias que registraram as maiores vendas no período representam 58,6% do faturamento das vendas tipo varejo (figura 22). As 6 categorias com maior faturamento representam 30,9% das vendas, sendo elas: Matinais Sobremesa Confeitaria (10,5%), Cerveja (6,2%), Aves (5,3%), Refrigerante (3,5%), Higiene Intima (2,8%) e Leites (2,6).

Também é possível verificar que cinco categorias se repetem no ranking das seis categorias mais vendidas entre as vendas dos clientes de atacado e de varejo: Leites, Refrigerantes, Aves, Cerveja e Matinais e Sobremesa e Confeitaria.

Excetuando a categoria de Leites, o preço médio de venda do atacado, destas categorias, é menor do que ao preço de vendas praticado no varejo, conforme a tabela 7. A categoria de Leites se diferenciou pois registrou no período um grande número de ofertas do tipo vencimento próximo. Este tipo de oferta não é estendido ao cliente do tipo atacado.

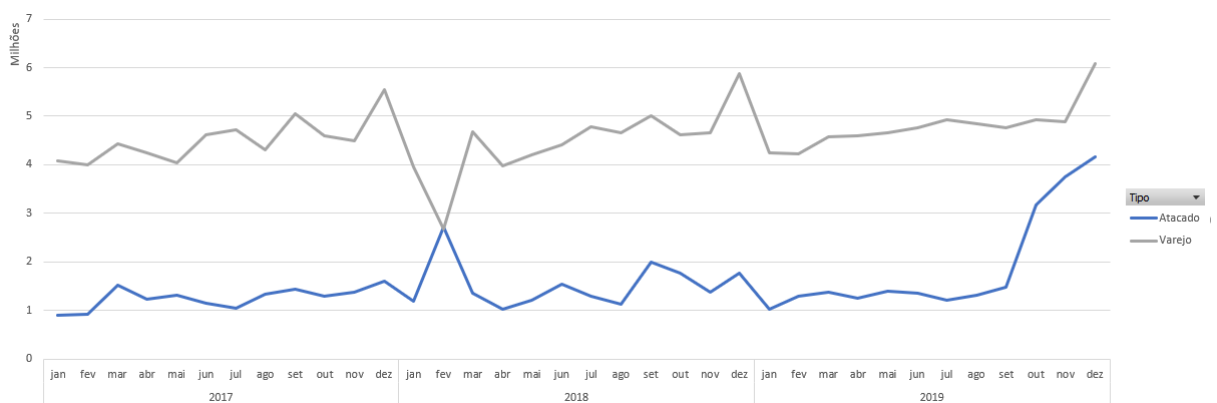
Figura 22 – Loja Governador Valadares: Venda de Varejo

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 7 – Variação de Preço – Loja Governador Valadares

Categoria	Variação de Preço Atacado x Varejo
MATIN SOBEM CONFEI	-11,7%
CERVEJA	-11,4%
AVES	-10,7%
REFRIGERANTE	-24,5%
LEITES	0,2%

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 23 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Governador Valadares

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a distribuição das vendas para o cliente de varejo verifica-se que apesar de apresentar queda nos meses de janeiro e fevereiro de 2018, a série apresenta uma distribuição

com tendência de crescimento e uma variação sazonal, enquanto a base de vendas do cliente atacado apresenta uma distribuição sem variação sazonal, conforme observado na figura 23.

4.1.3 Loja Juiz de Fora

A Loja Juiz de Fora está localizada a 8,0 quilômetros do centro da cidade de Juiz de Fora, situada em uma rodovia de acesso à cidade. O local não possui movimentação urbana aos arredores da loja, sendo um bairro afastado da cidade.

Analisando as vendas para cada tipo de cliente verifica-se que 88,2% das vendas registrada no período são para o cliente de varejo. Estes consumidores compram em média 5.343 produtos distintos por mês, enquanto os consumidores atacadistas compram em média 651 produtos distintos por mês. Uma diferença de 821% de produtos consumidos pelo cliente do tipo varejo (tabela 8).

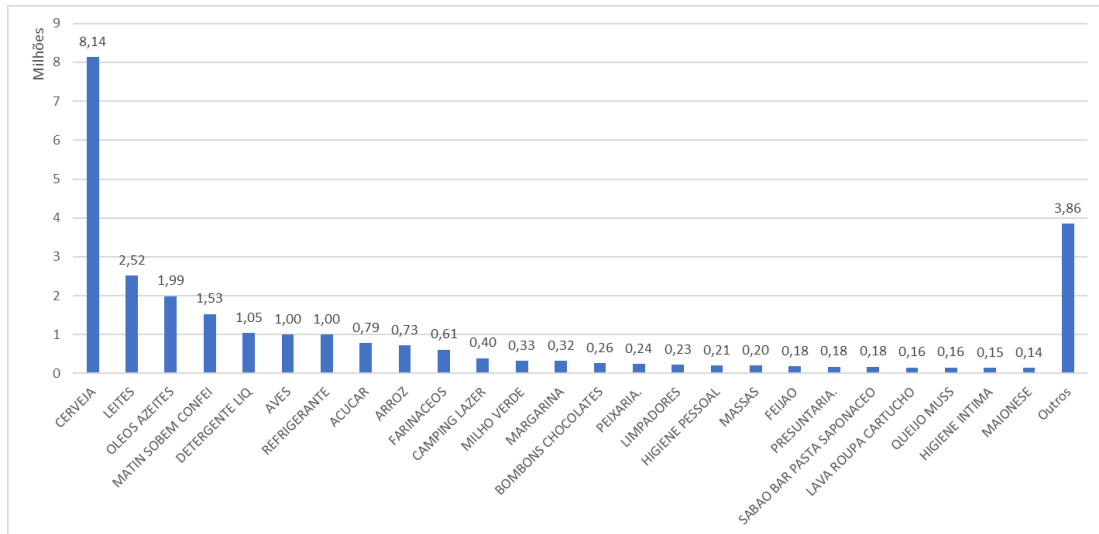
Tabela 8 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja Juiz de Fora

Loja	Divinópolis							
	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo
jan/17	5.079	506	jan/18	5.279	591	jan/19	5.526	645
fev/17	5.033	537	fev/18	5.212	611	fev/19	5.440	651
mar/17	5.081	536	mar/18	5.376	610	mar/19	5.440	572
abr/17	5.056	504	abr/18	5.314	611	abr/19	5.374	744
mai/17	5.008	590	mai/18	5.298	623	mai/19	5.369	694
jun/17	5.109	585	jun/18	5.341	632	jun/19	5.354	698
jul/17	5.171	609	jul/18	5.294	559	jul/19	5.398	802
ago/17	5.266	587	ago/18	5.314	584	ago/19	5.427	725
set/17	5.375	690	set/18	5.461	694	set/19	5.489	802
out/17	5.377	672	out/18	5.456	667	out/19	5.567	867
nov/17	5.380	543	nov/18	5.477	625	nov/19	5.573	830
dez/17	5.457	713	dez/18	5.581	714	dez/19	5.578	797

Fonte: Elaborado pelo autor

Para a loja de Juiz de Fora também se verifica uma concentração de vendas para o cliente de atacado em poucas categorias. As 17 categorias de produto que apresentam maior faturamento representam 80% do faturamento de vendas do cliente de atacado (figura 24) e apenas quatro categorias representam 50% do faturamento: Cerveja (30,7%), Leites (9,5%), Óleos Azeites (7,5%) e Matinais Sobremesa Confeitaria (5,8%). Acrescentando duas categorias, para avaliar as 6 categorias que mais vendem tem-se Detergente Liq (3,9%) e Aves (3,8%). Somadas as categorias anteriores representam 61,1% do total das vendas do cliente de atacado.

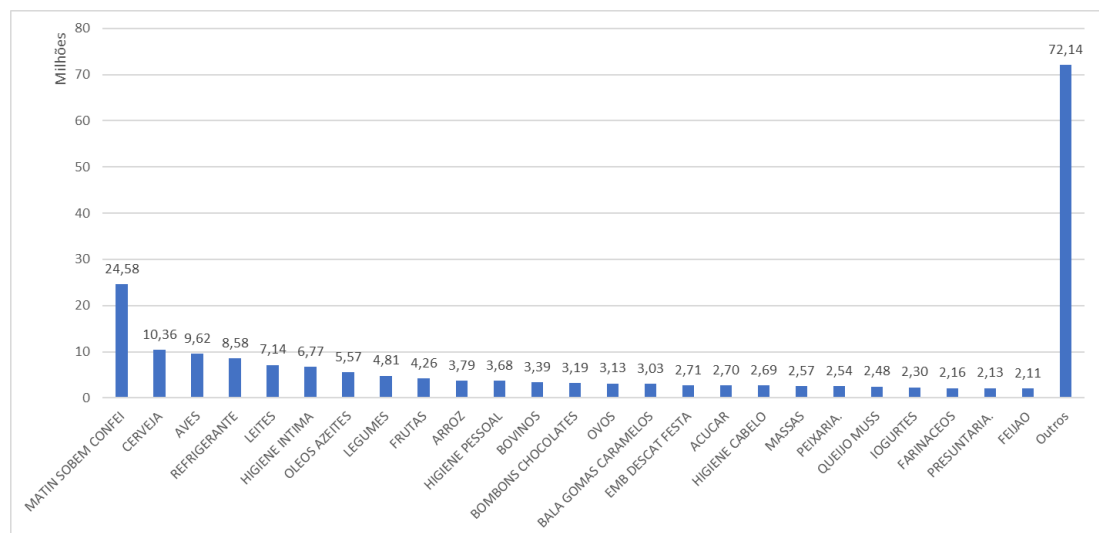
Figura 24 – Loja Juiz de Fora: Venda de Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

Este padrão de vendas concentradas também não é observado nas vendas para o cliente de varejo. As 25 categorias que registraram mais vendas no período representam 64,7% do faturamento, conforme a figura 25. As 6 categorias com maior faturamento representam somente 33,8% das faturamento, sendo elas: Matinais Sobremesa Confeitaria (12,4%), Cerveja (5,2%), Aves (4,8%), Refrigerante (4,3%), Leites (3,6%) Higiene Intima (3,4%).

Figura 25 – Loja Juiz de Fora: Venda de Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Comparando as seis categorias com maior faturamento para cada tipo de cliente, verifica-se que as categorias de Leites, Aves, Cerveja e Matinais, Sobremesa e Confeitaria se repetem nas duas séries.

Os preços médios de venda destas categorias registram valores menores para o cliente de atacado, apesar disto a variação aos preços de venda praticado para o cliente de varejo são próximos a zero (tabela 9). Ao contrário das demais, a categoria de Aves apresentou valores de preço de venda maiores no atacado.

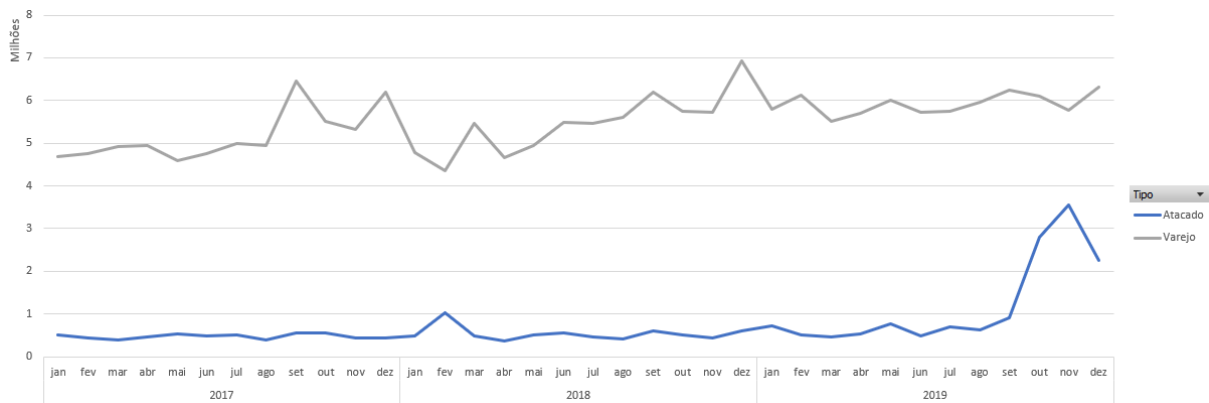
Tabela 9 – Variação de Preço – Loja Juiz de Fora

Categoria	Variação de Preço Atacado x Varejo
MATIN SOBEM CONFEI	-4,7%
CERVEJA	-1,3%
AVES	1,4%
LEITES	-1,0%

Fonte: Elaborado pelo autor

O comportamento de vendas também apresenta distribuições distintas ao longo do período analisado. A base de vendas do cliente varejo desta loja apresenta uma distribuição com tendência de crescimento, registrando picos de valores no meses de dezembro (figura 26). A base de vendas do cliente atacado desta loja apresenta uma distribuição estacionária com tendência de crescimento baixa, exceto no mês de fevereiro de 2018 e nos últimos três meses do período analisado.

Figura 26 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Juiz de Fora



Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.4 Loja Sete Lagoas

A Loja Sete Lagoas está localizada a 3,5 quilômetros do centro da cidade de Sete Lagoas, situada em uma avenida próximo ao acesso de uma rodovia. O bairro em que a loja se encontra também apresenta baixa movimentação urbana, assemelhando-se a localização da loja Divinópolis.

Analisando a série de vendas verifica-se que 81% do faturamento registrado no período são para o cliente de varejo. Estes consumidores finais compram 519% de produtos distintos a mais do que os clientes de atacado. Em média os clientes de varejo comparam 5.819 produtos distintos por mês, enquanto os consumidores atacadistas compram em média 1.121 (tabela 10).

Tabela 10 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja Sete Lagoas

Loja	Divinópolis								
	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado
	jan/17	5.569	898	jan/18	5.736	1.112	jan/19	5.945	1.107
	fev/17	5.476	937	fev/18	5.669	1.233	fev/19	5.916	1.004
	mar/17	5.513	1.027	mar/18	5.814	1.272	mar/19	5.923	1.012
	abr/17	5.564	1.120	abr/18	5.766	1.236	abr/19	5.880	1.042
	mai/17	5.523	1.279	mai/18	5.710	1.238	mai/19	5.849	1.016
	jun/17	5.560	1.219	jun/18	5.751	1.253	jun/19	5.829	937
	jul/17	5.662	1.199	jul/18	5.731	1.277	jul/19	5.884	1.049
	ago/17	5.706	1.210	ago/18	5.804	1.302	ago/19	5.900	1.025
	set/17	5.811	1.133	set/18	5.875	1.161	set/19	5.992	956
	out/17	5.852	1.219	out/18	5.944	1.186	out/19	6.069	985
	nov/17	5.859	1.222	nov/18	5.961	1.189	nov/19	6.136	921
	dez/17	5.968	1.306	dez/18	6.098	1.200	dez/19	6.222	884

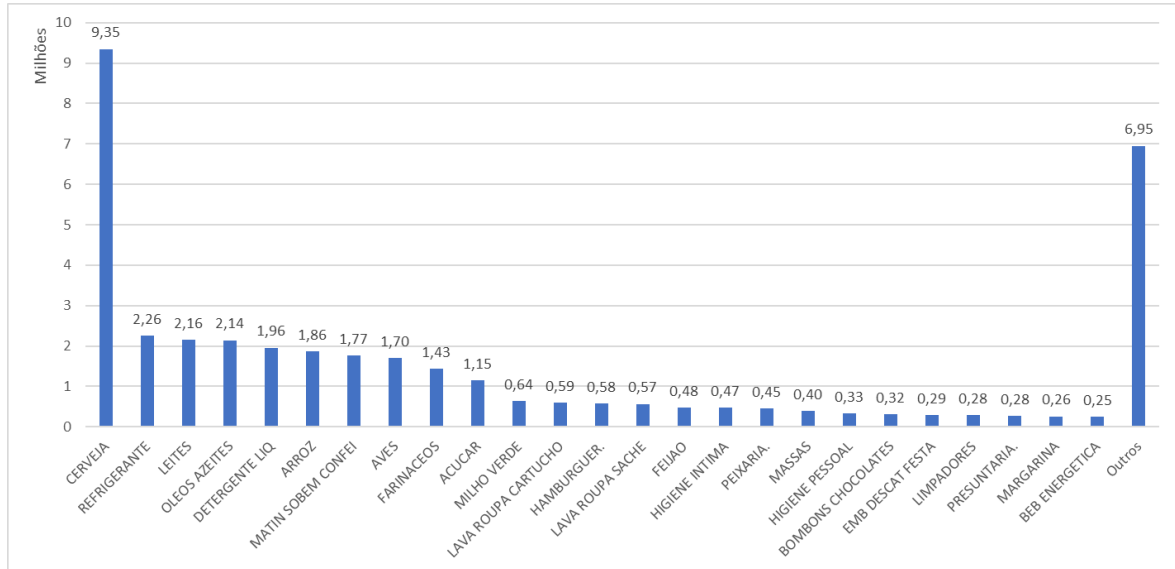
Fonte: Elaborado pelo autor

A loja de Sete Lagoas também registra concentração de vendas em poucos produtos para o cliente de atacado. As vinte e duas categorias com maior faturamento representam 80% das vendas para o cliente de atacado (figura 27). Além disso, as 6 categorias com maior faturamento são responsáveis mais da metade do faturamento registrado no período: Cerveja (24,0%), Refrigerantes (5,8%), Leites (5,5%), Óleos Azeites (5,5%), Detergente Liq (5,0%) e Arroz (4,8%).

O mesmo padrão de vendas concentradas não é observado nas vendas para o cliente de varejo. As 22 categorias que registraram mais vendas no período representam 57,3% do faturamento da loja (figura 28), sendo que 32,8% do faturamento são provenientes das seis

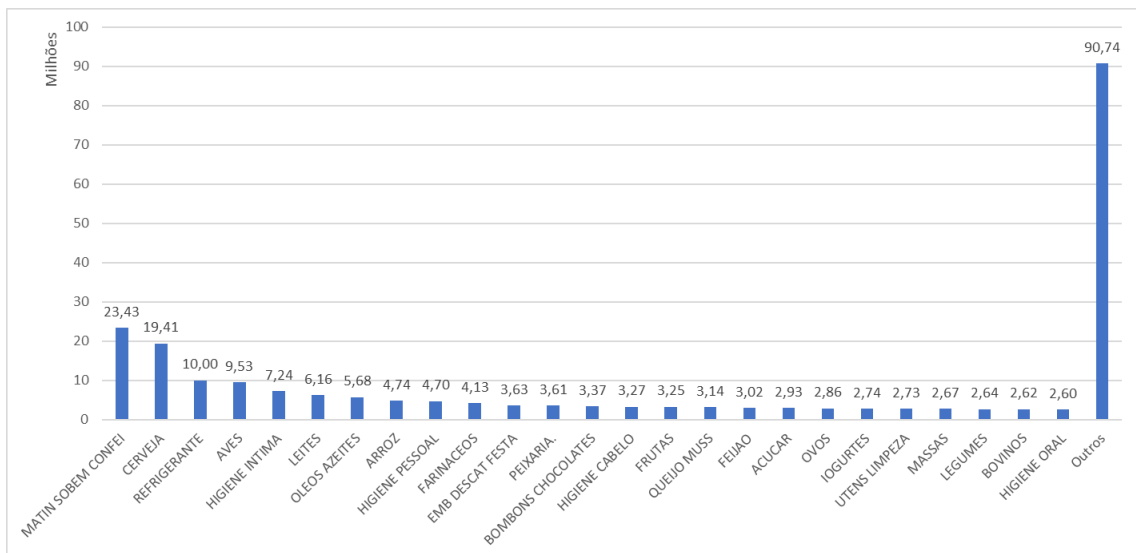
categorias com maior, sendo elas: Matinais Sobremesa Confeitaria (10,2%), Cerveja (8,4%), Refrigerante (4,3%), Aves (4,1%), Higiene Intima (3,1%), Leites (2,7%).

Figura 27 – Loja Sete Lagoas: Venda de Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 28 – Loja Sete Lagoas: Venda de Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando as seis categorias mais vendidas nas duas séries verifica-se que apenas três se repetem: Leites, Refrigerante e Cerveja.

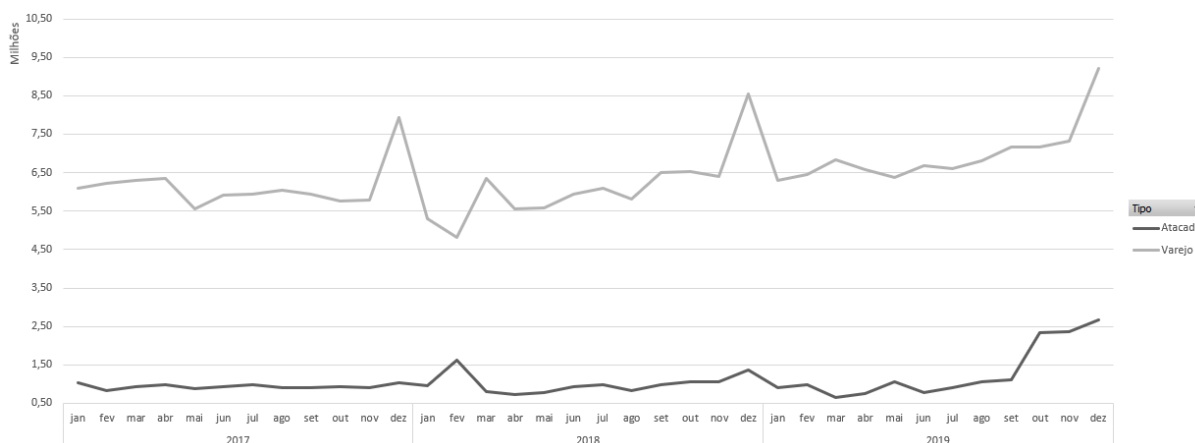
Nestas categorias os preços médios praticados para o cliente de atacado registraram valores menores do que o preço registrados para o cliente de varejo (tabela 11).

Tabela 11 – Variação de Preço Loja Sete Lagoas

Categoria	Variação de Preço Atacado x Varejo
CERVEJA	-12,5%
REFRIGERANTE	-16,8%
LEITES	-4,8%

Fonte: Elaborado pelo autor

O comportamento de vendas dos clientes de atacado e varejo também são distintas (figura 29). A distribuição de vendas da série do cliente de varejo apresenta picos de venda nos meses de dezembro e retração nos meses de janeiro e fevereiro. Na série de vendas do cliente atacado também se verifica picos de venda nos meses de dezembro e fevereiro e no último trimestre da série, nos demais meses verifica-se um comportamento com baixa variação.

Figura 29 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja Sete Lagoas

Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.5 Loja São Joaquim

A Loja São Joaquim está localizada a 10,0 quilômetros do centro da cidade Contagem. Apesar da distância do centro da cidade a loja encontra-se em um bairro que possui alto movimento urbano, próximo a shopping e bancos.

Analisando as vendas da Loja São Joaquim por tipo de cliente verifica-se que 92,6% do faturamento registrado no período são provenientes do cliente de varejo. Estes clientes compram em média 5.952 produtos distintos por mês, 662% a mais do que os clientes de atacado, resultando em uma média de 899 produtos distintos por mês (tabela 12).

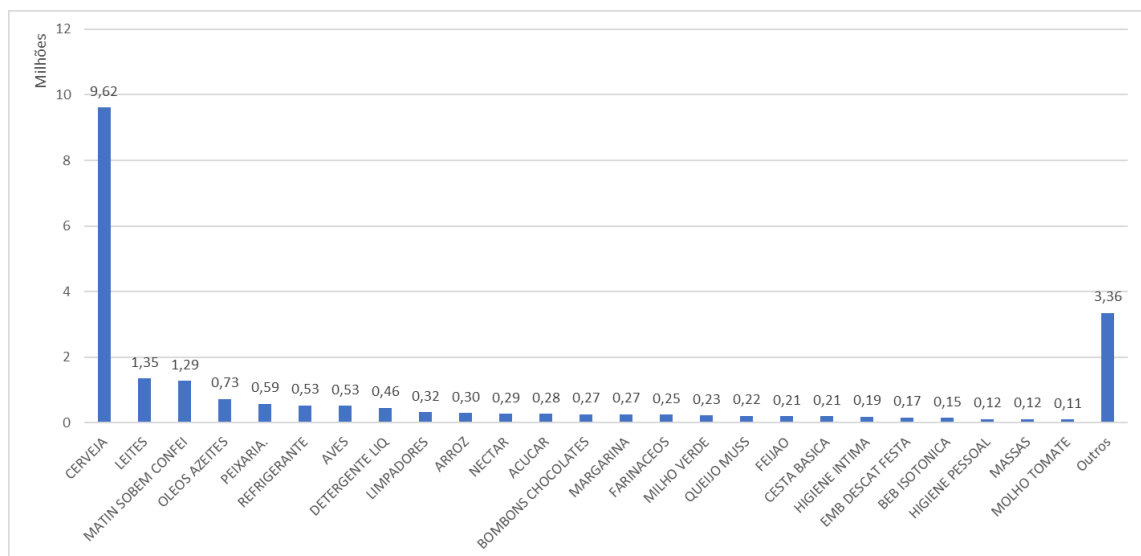
Tabela 12 – Quantidade de Produtos vendidos por mês – Loja São Joaquim

Loja		Divinópolis						
Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado	Mês	Varejo	Atacado
jan/17	5.654	850	jan/18	5.861	508	jan/19	6.054	900
fev/17	5.598	875	fev/18	5.826	518	fev/19	6.045	944
mar/17	5.636	1.088	mar/18	5.982	637	mar/19	6.042	831
abr/17	5.668	1.014	abr/18	5.920	942	abr/19	6.021	881
mai/17	5.623	926	mai/18	5.860	898	mai/19	5.957	926
jun/17	5.733	895	jun/18	5.932	1.025	jun/19	5.983	924
jul/17	5.779	683	jul/18	5.881	1.026	jul/19	5.970	1.039
ago/17	5.848	706	ago/18	5.985	1.095	ago/19	6.055	1.067
set/17	5.944	651	set/18	6.036	1.070	set/19	6.137	1.045
out/17	5.974	678	out/18	6.071	1.053	out/19	6.245	1.110
nov/17	5.984	578	nov/18	6.072	1.104	nov/19	6.305	1.223
dez/17	6.059	523	dez/18	6.201	1.051	dez/19	6.336	1.083

Fonte: Elaborado pelo autor

Avaliando as categorias de produto que mais vendem observa-se que apenas 18 categorias representam 80% do faturamento da série de vendas do cliente de atacado (figura 30), sendo que as três categorias com maior faturamento são responsáveis por mais de 50% das vendas, sendo elas: Cerveja (43,4%), Leites (6,1%), Matinais Sobremesa Confeitaria (5,8%). Acrescentando três categorias para também avaliar as seis categorias que mais vendem tem-se as categorias de Óleos Azeites (3,3%), Peixaria (2,6%) e Refrigerantes (2,4%).

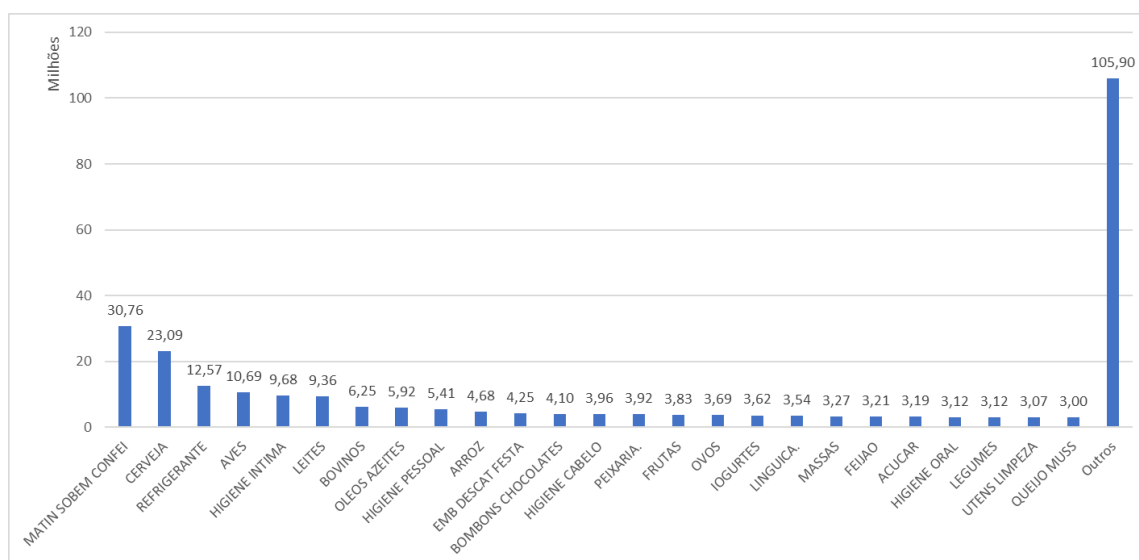
Figura 30 – Loja São Joaquim: Venda de Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

O padrão de vendas concentradas do cliente de atacado não é observado nas vendas do cliente de varejo. As 18 categorias que registraram os maiores faturamentos no período representam 53,9% das vendas dos clientes de varejo e as 6 categorias com maior faturamento representando 34,7% das vendas: Matinais Sobremesa Confeitaria (11,1%), Cerveja (19,4%), Refrigerante (4,5%), Aves (3,9%), Higiene Intima (3,5%), Leites (3,4%), conforme observado na figura 31.

Figura 31 – Loja São Joaquim: Venda de Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando estas seis categorias que mais vendem nas duas séries, verifica-se que quatro categorias se repetem: Refrigerante, Aves, Cerveja e Matinais e Confeitaria. O preço médio de venda para o cliente de atacado é menor em todas estas quatro categorias que se repetem. O ponto observado é o preço da categoria cerveja ser 41,7% menor para o consumidor de atacado. Este ponto pode explicar a importância representativa que esta categoria tem na série de faturamento do cliente tipo atacado.

Tabela 13 – Variação de Preço Loja São Joaquim

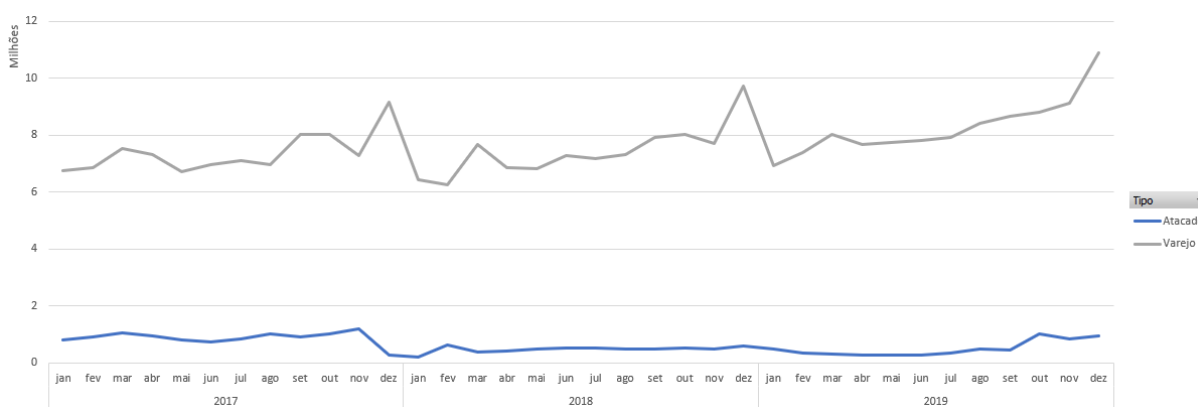
Categoria	Variação de Preço Atacado x Varejo
MATIN SOBEM CONFEI	-4,7%
CERVEJA	-41,7%
AVES	-5,8%
REFRIGERANTE	-16,6%

Fonte: Elaborado pelo autor

O comportamento de vendas das séries apresenta distribuições distintas ao longo do período analisado. A série de vendas do cliente de varejo apresenta uma distribuição com tendência de crescimento ao longo do ano e picos de venda nos meses de dezembro (figura 32).

Para a série de vendas do cliente de atacado, ao contrário, não apresenta tendência de crescimento e sim de linearidade. É observado que houve uma queda no faturamento em dezembro de 2017 e janeiro de 2018 e um pequeno aumento no último trimestre de 2019.

Figura 32 – Faturamento Varejo e Atacado - Loja São Joaquim



Fonte: Elaborado pelo autor

4.1.6 Análise de vendas do “Atacarejo”

Analisando a localização das lojas estudadas verifica-se características comuns entre as lojas. As lojas se localizam em bairros com baixa movimentação urbana e em vias próximas à rodovia ou mesmo em rodovia. A única loja que não segue esse padrão é a loja de São Joaquim situada em um bairro com alta movimentação urbana. Apesar disso esta característica confirma o padrão de localização das lojas de “Atacarejo” que se localizam zonas periféricas próximo a rodovias apresentado por Parente (2000).

A participação de vendas dos clientes de varejo e dos clientes de atacado em cada loja possuem valores próximos conforme apresentado na tabela 14. Em todas as lojas a participação das vendas dos clientes de varejo superam 70% do faturamento da loja, corroborando ao fato de que as lojas de “Atacarejo” estão se tornando o canal de compra das famílias.

Avaliando esta participação vinculada a localidade observa-se que a Loja Divinópolis e a Loja Sete Lagoas possuem a mesma característica de localização e valores próximos de participação de venda de cada tipo de cliente. São lojas localizadas em avenidas próximas ao acesso a rodovias e próximas ao centro da cidade, em bairros sem movimento urbano.

Tabela 14 – Participação no Faturamento Atacado x Varejo

Loja	Atacado	Varejo
Divinópolis	19,0%	81,0%
Governador Valadares	25,4%	74,6%
Juiz de Fora	11,8%	88,2%
Sete Lagoas	19,0%	81,0%
São Joaquim	7,4%	92,6%

Fonte: Elaborado pelo autor

A loja de Governador Valares também está localizada em uma avenida próximo ao acesso da rodovia, porém o fato de ter movimento urbano deve contribuir para resultados mais expressivos do segmento atacadista. Isso explica também a participação baixa do cliente de atacado na loja São Joaquim pois sua localização é em um bairro com alta movimentação urbana, possuindo uma proximidade maior com consumidores finais, ou seja, clientes de varejo.

A loja de Juiz de Fora diferente das demais localiza-se em rodovia de acesso à cidade afastada do centro da cidade. Essa localização contribui para o resultado mais baixo do cliente de atacado, uma vez que o grande deslocamento desde cliente deve acarretar em aumento de custo.

Estas características na participação de venda dos clientes também são observadas no consumo médio mensal de produtos por cada segmento, conforme a tabela 15. As lojas menores participações do cliente de atacado no faturamento vendem uma quantidade de produtos menor do que as lojas que possuem participação maior do cliente de atacado.

Tabela 15 – Quantidade mensal de produtos comprados por segmento

Loja	Atacado	Varejo
Divinópolis	1.433	5.203
Governador Valadares	1.402	5.466
Juiz de Fora	651	5.343
Sete Lagoas	1.121	5.819
São Joaquim	899	5.952

Fonte: Elaborado pelo autor

Esta diferença de consumo ocorre devido as diferenças comportamentais de compra de cada cliente. O cliente do varejo desloca-se até a loja em busca de melhores preços em determinadas categorias e realiza uma compra com maior número de produtos distintos. Ao

contrário, o cliente de atacado busca o melhor preço no produto desejado. Dessa forma realiza a compra com menores quantidades de produtos distintos.

Apesar desta diferença na quantidade de produtos vendidos para os dois tipos de clientes, quando avaliado a venda das categorias ao qual estes produtos fazem parte, percebe-se que os dois tipos de clientes possuem preferência de compra dos mesmos produtos. Essa relação também se assemelha entre as lojas.

A categoria Cerveja está entre as categorias que mais vendem na base dos dois clientes, o cliente de varejo e o cliente de atacado, e também está presente como uma das categorias que mais vendem em todas as lojas (tabela 16).

Estando presente em quatro das cinco lojas analisadas verifica-se três categorias presentes entre as categorias que mais vendem: Refrigerante, Aves e Matinais, Sobremesa e Confeitaria.

Tabela 16 – Presença das Categorias que mais vendem nas Lojas

Categoria	Número de Lojas
CERVEJA	5
MATIN SOBEM CONFEI	4
AVES	4
REFRIGERANTE	4
LEITES	3
OLEOS AZEITES	1

Fonte: Elaborado pelo autor

Dessa forma pode ser afirmar que as condições de preço e promoção dos produtos, além da amplitude e profundidade dos produtos oferecidos nestas seis categorias impulsionam as compras do cliente varejo e do cliente atacado. Em outras palavras, o “Atacarejo” atrai os clientes de varejo e os clientes de atacado a realizarem compras principalmente pela quantidade de mix de produtos oferecidos, o preço e as promoções realizadas nestas seis categorias.

Analisando a variável preço dos clientes de varejo e dos clientes de atacado confirma-se que os preços praticados para o cliente atacado são mais baixos do que os preços praticados para o cliente varejo, ressaltando uma das premissas do “Atacarejo”: a precificação menor para o compras de maior volume de um mesmo item. Apesar disso, houve casos em que os preços praticados no varejo, em média, apresentaram valores menores. Constata-se que estes casos são ocasionados pelas promoções de validade próxima. Este tipo de promoção é exclusivo ao cliente

de varejo e ocorre devido a data de vencimento do produto estar próxima a data do dia de venda. Em alguns casos os preços praticados chegaram a ser abaixo do custo do produto.

Por último as diferenças de comportamento nas séries de vendas do cliente de atacado e do cliente de varejo são semelhantes entre as lojas, porém divergem entre si. As vendas do cliente de varejo apresentaram crescimento ao longo da série e um comportamento sazonal registrando picos de venda no mês de dezembro. As vendas do cliente de atacado apresentaram comportamento estacionário com baixa tendência de crescimento ou nenhum. Esse comportamento também confirma o perfil de compra desses dois tipos de clientes. O cliente de atacado realiza suas compras para revenda e, em virtude da necessidade constante de insumos as compras do cliente de atacado sofrem poucas variações e isto é percebido no comportamento de série de venda do cliente de atacado.

O mesmo não ocorre no comportamento de compra dos clientes de varejo, que consomem de acordo com a necessidade ou relacionado a datas festivas. Isso explica a sazonalidade da série de vendas de varejo e os picos nos meses de fevereiro e dezembro, meses estes onde, por exemplo, se comemora o carnaval e o natal. Além disso, o crescente aumento registrado de pessoas e famílias que realizam compras neste canal reflete no aumento de vendas para o cliente do tipo varejo, sendo observado com o comportamento de crescimento verificado nas séries de venda do cliente tipo varejo.

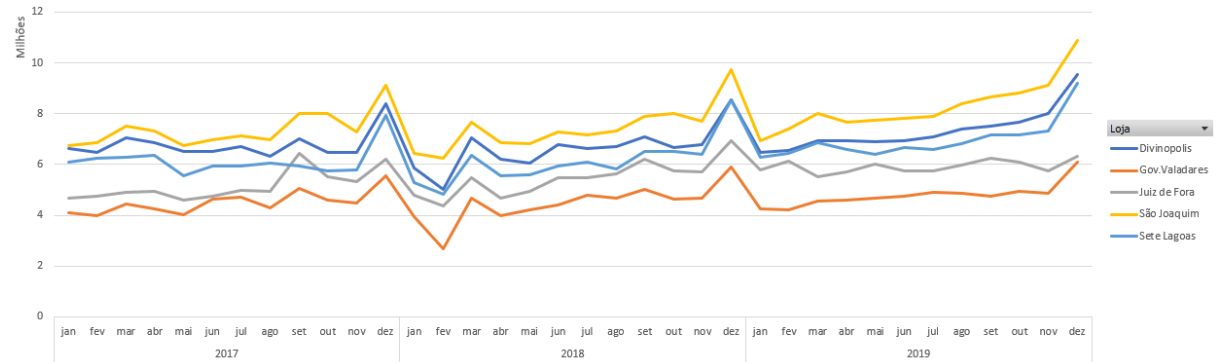
4.2 Modelo de Séries Temporais

Conforme visto no capítulo 2 uma série temporal é uma sequência de valores estudadas e ordenadas ao longo do tempo, havendo necessidade de padrões de relacionamento entre as variáveis.

Desta forma foi analisado o comportamento de vendas do cliente de varejo de todas as lojas e verificou-se um comportamento sazonal anual, apresentando tendência de queda nos meses de janeiro e fevereiro do ano com um aumento gradual ao longo do ano e picos de venda no mês de dezembro (Figura 33).

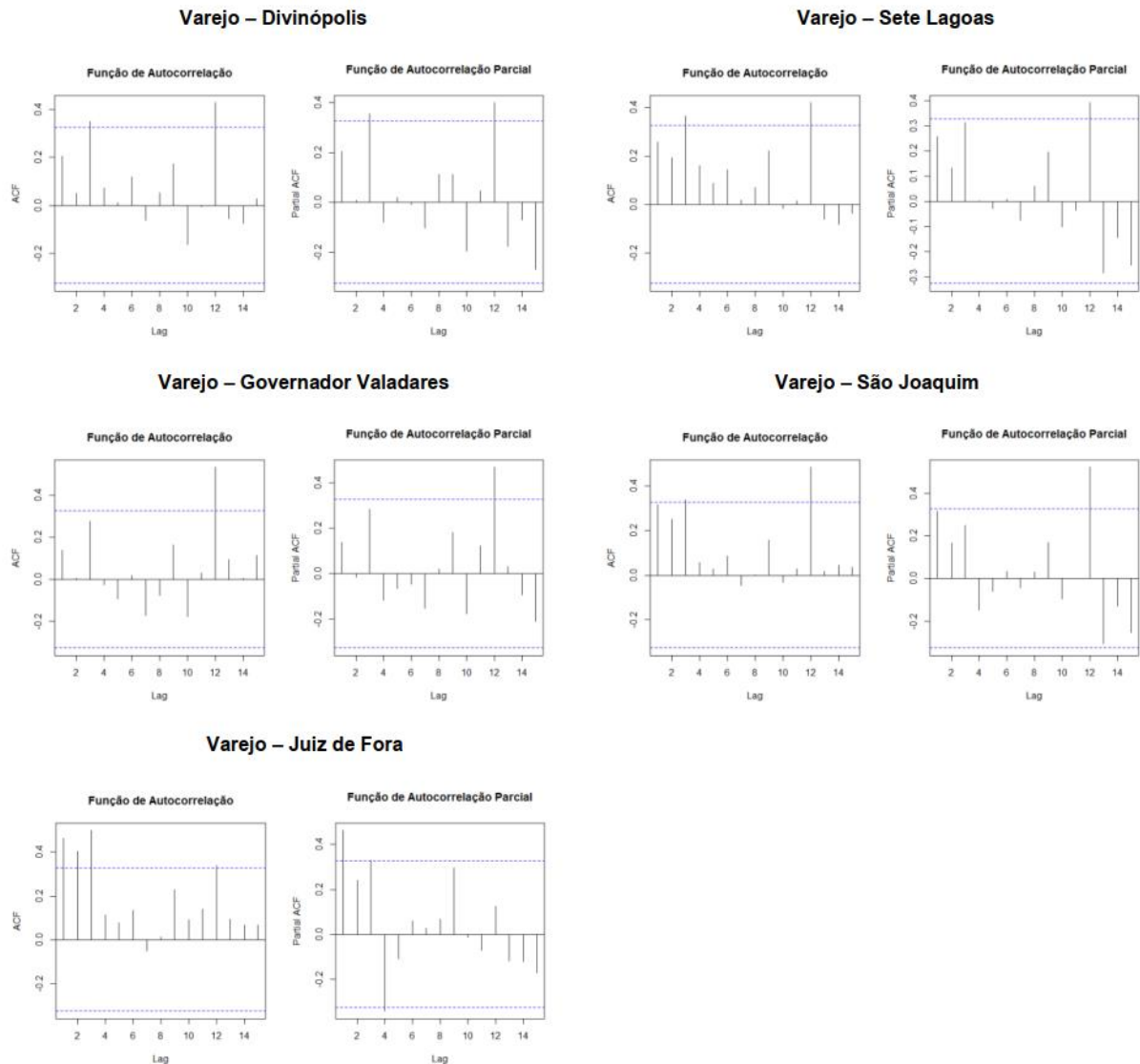
Para avaliar este comportamento sazonal foi realizado os testes de autocorrelação e analisada as funções de autocorrelações (ACF) e funções de autocorrelações parciais (PACF) para a identificação dos parâmetros de autocorrelação e média móvel do modelo (figura 34).

Figura 33 – Série de Vendas do Segmento Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 34 – ACF e PACF – Segmento Varejo



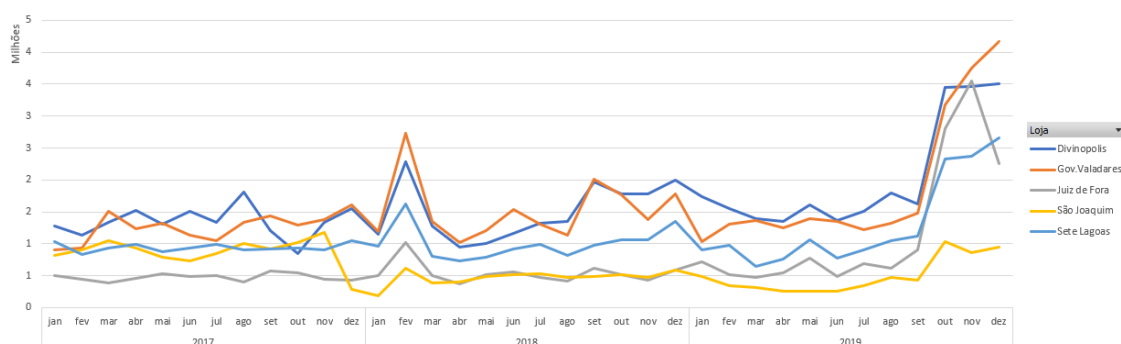
Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando a autocorrelação parcial verifica-se picos para o lag 12, indicando uma média móvel sazonal anual, conforme observado. Apenas a loja de Juiz de Fora não obteve valores significativos para este lag, porém estes valores significativos podem ser observados para a função de autocorrelação, confirmando o comportamento previsto.

Desta maneira, classificando a série de vendas do tipo varejo de acordo com Neves e Rossi (2014) tem-se que todas as séries possuem tendência de crescimento ao longo do tempo, variações sazonais e variações cíclicas no período de doze meses.

Avaliando a série de vendas do tipo atacado (figura 35), observa-se que cada loja tende um comportamento de vendas estacionária. Apesar disto houve um crescimento atípico no faturamento nos meses de fevereiro de 2018 e outubro, novembro e dezembro de 2019, comportamento este registrado em todas as lojas.

Figura 35 – Série de Vendas do Segmento Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

Para confirmar as observações levantadas foram analisadas as funções de autocorrelações (ACF) e funções de autocorrelações parciais (PACF) para a identificação dos parâmetros de autocorrelação e média móvel do modelo. Conforme apresentado na figura 36, é confirmado a não sazonalidade para as séries de venda do cliente de atacado. Os testes mostram que não há autocorrelação significativa no lag 12. O padrão observado para todas as séries foi valores significativo para o lag 1, dessa forma nenhuma inferência é realizada.

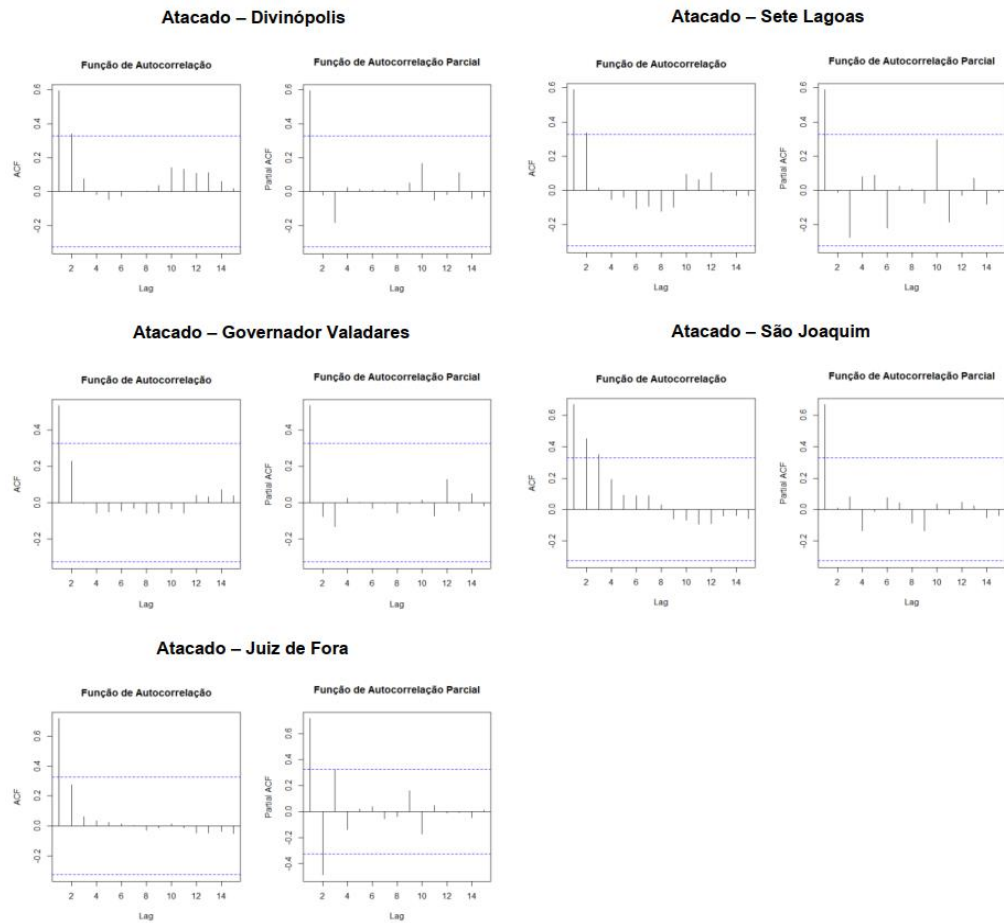
Desta forma, a série de vendas do cliente de atacado é classificada como uma série sem variações cíclicas e sem variações sazonais. O aumento de vendas no último trimestre é classificado como uma variação residual uma vez que não há explicação na série que justifique este aumento em todas as lojas.

Conforme apresentado no capítulo 3, os modelos utilizarão os valores mensais de venda registrados em 2017 e 2018 como valores de entrada para treinar o modelo. Após o treinamento

será gerado os valores previstos para todos os meses do ano de 2019 e estes confrontados com os valores reais registrados do mesmo período, utilizando o software RStudio.

A seguir será apresentado as especificações dos métodos testados e os resultados dos modelos utilizados analisando separadamente as séries de venda de cada tipo de cliente por loja.

Figura 36 – ACF e PACF – Segmento Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1 Alisamento Exponencial

Conforme apresentado no capítulo 2, o método de Alisamento Exponencial é baseado em uma equação de médias ponderadas exponencialmente para ajustar as variações aleatórias da série temporal.

Analisando as séries de vendas verificou-se o comportamento sazonal nas séries de venda do tipo varejo. Entre as técnicas de suavização que podem ser utilizadas para realizar

previsão, a técnica indicada para analisar séries com efeitos sazonais é a técnica Holt-Winter (REIS, 2014).

Apesar da série de vendas de atacado não apresentar comportamento sazonal, a técnica escolhida para avaliar previsibilidade das séries de venda foi a técnica de Holt-Winter para as duas séries de venda pois o objetivo é avaliar a mesma técnica para ambos os segmentos.

4.2.1.1 Loja Divinópolis

O modelo de Alisamento Exponencial para a série de vendas da loja de Divinópolis obteve resultados melhores nas previsões das vendas do cliente de varejo, apresentado na tabela 17.

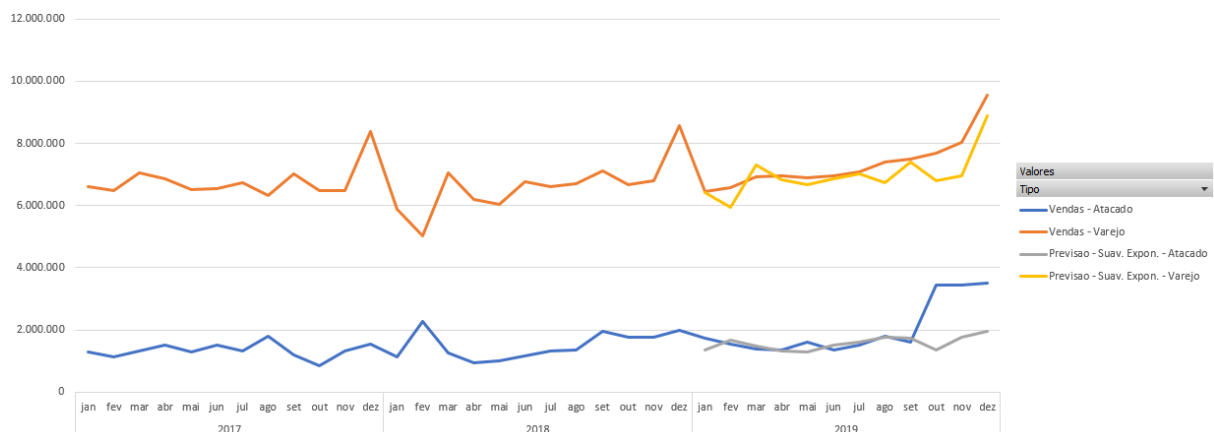
Tabela 17 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja Divinópolis

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	5,41	19,60
RMSE	532.949	910.215
MAE	410.100	551.979

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme a figura 37, as previsões do modelo na série de vendas do cliente de varejo foram corrigidas ao longo dos meses, ficando próximas dos valores reais ao final de 2019. Na série de vendas do cliente de atacado, embora inicialmente o modelo apresentou valores muito próximos aos valores reais, ao final o modelo não realizou previsões assertivas.

Figura 37 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Divinópolis



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1.2 Loja Governador Valadares

Para a série de vendas da loja de Governador Valadares o modelo de Alisamento Exponencial obteve resultados melhores nas previsões das vendas do tipo varejo, (tabela 18).

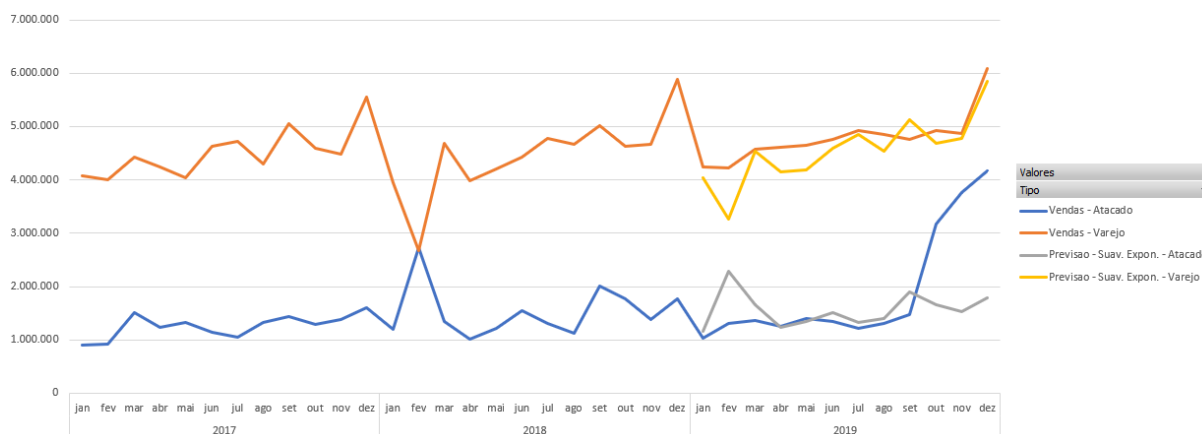
Tabela 18 – Resultado de Alisamento Exponencial - Loja Governador Valadares

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	6,50	27,89
RMSE	383.508	1.084.557
MAE	300.762	696.691

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando os modelos separadamente verifica-se que na série de vendas do cliente de varejo o modelo foi realizando previsões mais assertivas ao longo do período confrontado. Para a série de vendas do cliente de atacado o modelo, assim como na série de varejo, foi realizando previsões mais assertivas ao longo do período confrontado, entretanto o modelo não foi capaz de prever o crescimento do faturamento da série ocorrido nos últimos três meses (figura 38).

Figura 38 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Governador Valadares



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1.3 Juiz de Fora

O modelo de Alisamento Exponencial obteve resultados melhores nas previsões da série de vendas do cliente de varejo, conforme apresentado tabela 19.

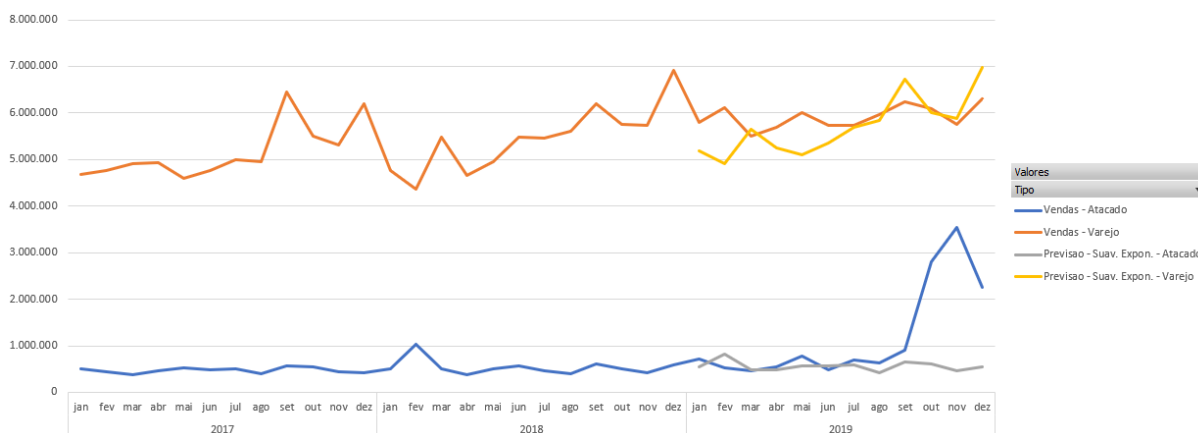
Para série de vendas do cliente de varejo o modelo apresentou previsões pouco próximos aos valores reais da série. Ao longo da série os valores previstos aproximaram-se dos valores reais, porém ao final o modelo apresentou projeções defasadas. Na série de vendas do cliente de atacado, o modelo apresentou projeções próximas aos valores reais até o mês de setembro. No último trimestre de 2019 o modelo não projetou o crescimento de vendas ocorrido na série de dados reais (figura 39).

Tabela 19 – Resultado de Alisamento Exponencial Loja Juiz de Fora

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	7,22	37,91
RMSE	554.920	1.206.565
MAE	432.587	696.754

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 39 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Juiz de Fora



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1.4 Sete Lagoas

Analisando os resultados do modelo de Alisamento Exponencial na loja Sete Lagoas verifica-se que o modelo para a série de vendas do cliente de varejo apresentou maior acurácia do que para a série de vendas do cliente de atacado (tabela 20).

Conforme a figura 40, observa-se que o modelo para a série de vendas do cliente de varejo apresentou previsões próximas aos valores reais de venda ao longo de toda série observada. Para a série de vendas do cliente de atacado verifica-se previsões assertivas até o

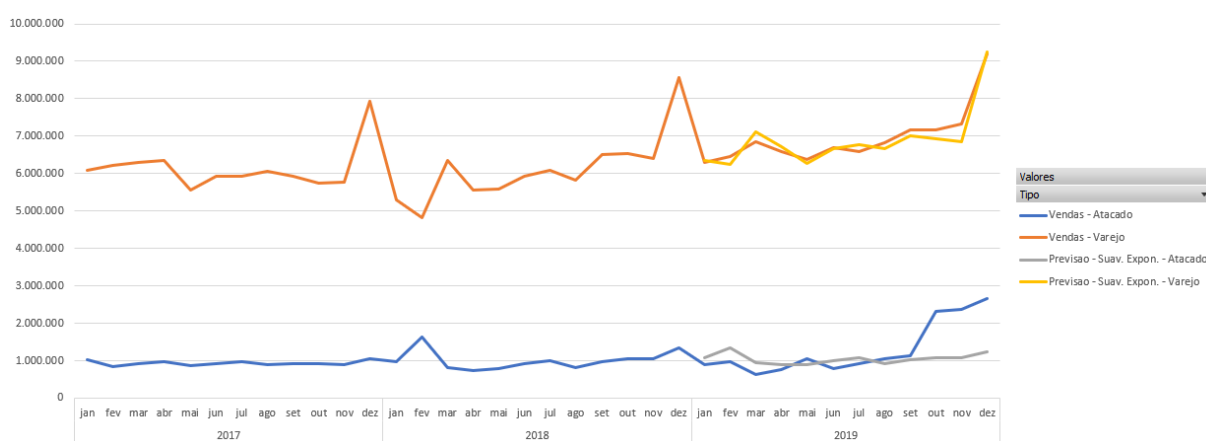
mês de setembro. Após o modelo apresentou previsões com baixo crescimento de vendas o que não ocorreu na base de vendas real.

Tabela 20 – Resultado de Alisamento Exponencial Loja Sete Lagoas

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	2,40	30,71
RMSE	202.967	684.719
MAE	166.141	477.383

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 40 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja Sete Lagoas



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.1.5 São Joaquim

O modelo de Alisamento Exponencial na série de vendas da loja São Joaquim apresentou maior acurácia nas previsões de vendas do cliente de varejo quando analisado o indicador MAPE. Analisando os indicadores RMSE e MAE verifica-se que o modelo de Alisamento Exponencial apresentou maior acurácia na série de vendas do cliente de atacado (tabela 21.)

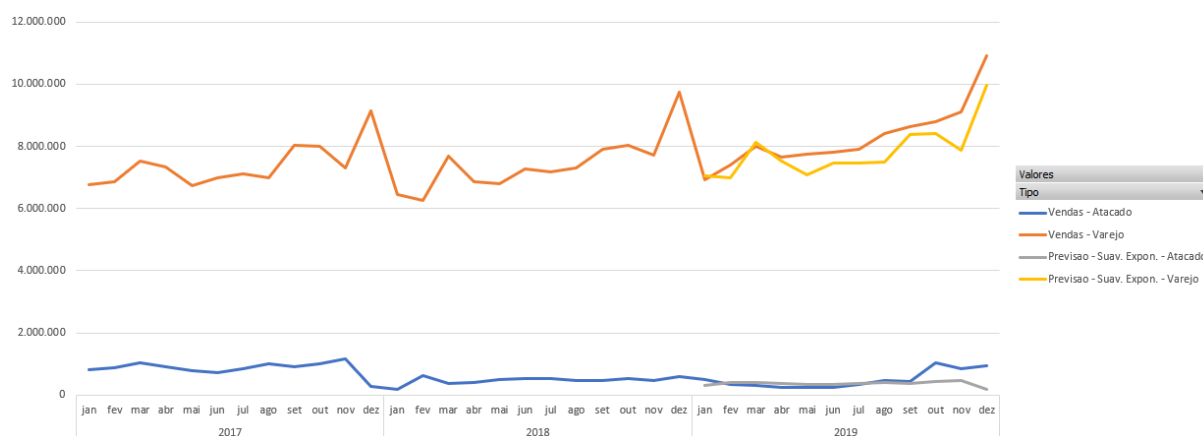
Tabela 21 – Resultado de Alisamento Exponencial Loja São Joaquim

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	5,77	35,25
RMSE	606.479	311.205
MAE	495.267	210.846

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando os resultados do modelo (figura 41) na série de vendas do cliente de varejo observa-se que, embora apresente resultado próximos aos resultados reais, o modelo não projetou o crescimento real ocorrido ao longo da série. Esta projeção também ocorreu na série de vendas do cliente de atacado, porém somente nos últimos três meses de 2019. Nos demais meses o modelo apresentou previsões próximas aos valores reais da série.

Figura 41 – Previsão do modelo Alisamento Exponencial - Loja São Joaquim



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2 ARIMA

Conforme apresentado no capítulo 2, o modelo ARIMA realiza as previsões a partir da combinação de três técnicas matemáticas: autorregressão, médias móveis e diferenciação.

Para o desenvolvimento do modelo, realizou-se uma análise dos valores de autocorrelação das séries de vendas de cada tipo de cliente, apresentados nas figuras 35 e 36, para definição dos parâmetros (p, d, q) do modelo ARIMA e dos parâmetros (P, D, Q) referente a sazonalidade do modelo. Após a definição dos parâmetros de cada série realizou-se análise dos resíduos do modelo para validar sua utilização. Por fim, cada modelo foi treinado e as previsões geradas foram comparadas aos valores reais da série.

4.2.2.1 Loja Divinópolis

Ao analisar o valor de autocorrelação da série de vendas do cliente de varejo verifica-se um valor significativo no lag 3, indicando uma necessidade de autorregressão de ordem 3. Dessa forma, o modelo utilizado foi:

- ARIMA (0, 1, 3) (0, 1, 1)

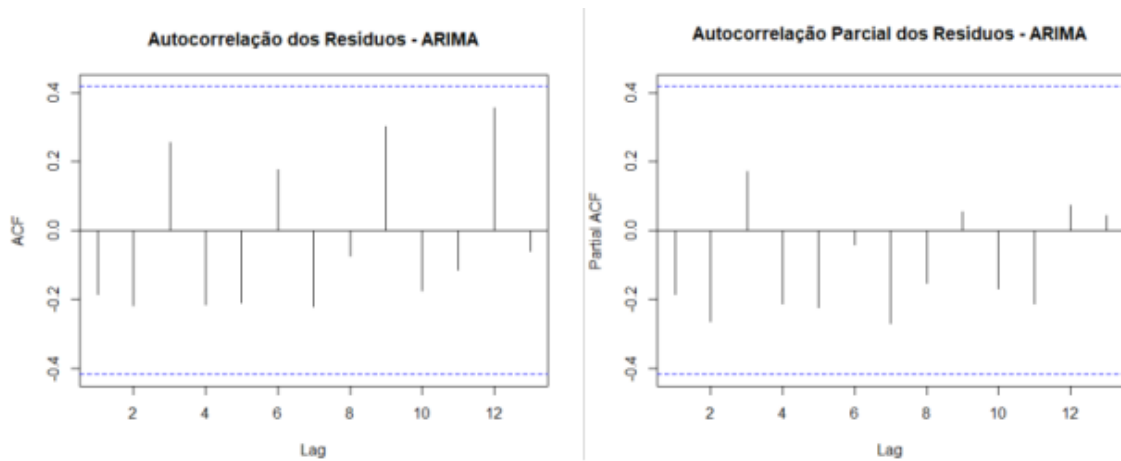
Para a série de vendas do tipo atacado observa-se valores significativos para o lag 2. Dessa forma o modelo ARIMA utilizado foi:

- ARIMA (0, 1, 2) (0, 1, 1)

Após a definição dos modelos realizou-se o teste de resíduos.

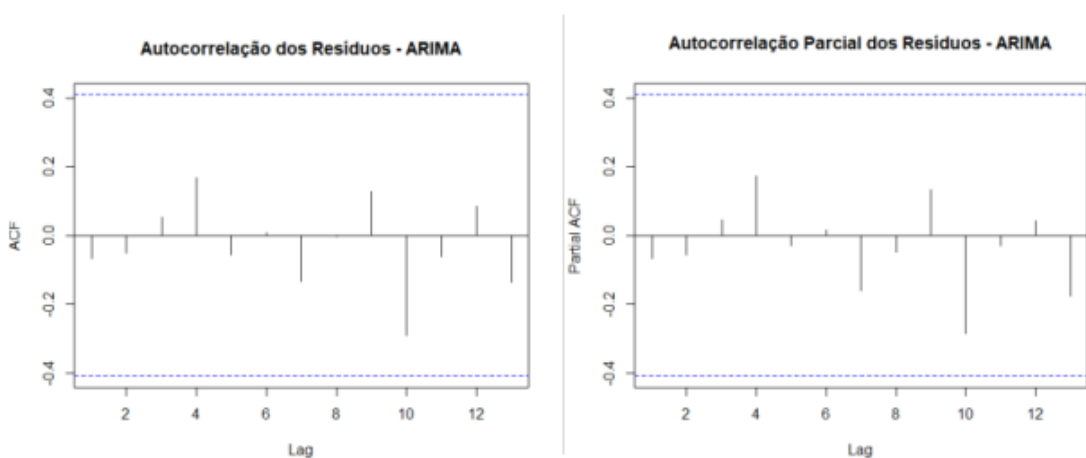
Conforme a figura 42 os modelos não apresentaram resíduos significativos na autocorrelacionados (ACF) e no autocorrelacionados parciais (PACF) para a série de vendas dos clientes de varejo. Os testes realizados na série de vendas dos clientes de atacado também não apresentaram resíduos significativos (figura 43). Desta forma, os modelos ARIMA para as duas séries de vendas são válidas para realização das previsões.

Figura 42 – Resíduos ARIMA – Divinópolis Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 43 – Resíduos ARIMA – Divinópolis Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando os valores dos três indicadores de previsibilidade observa-se que o modelo para série de vendas do cliente de varejo apresentou melhor acurácia (tabela 22).

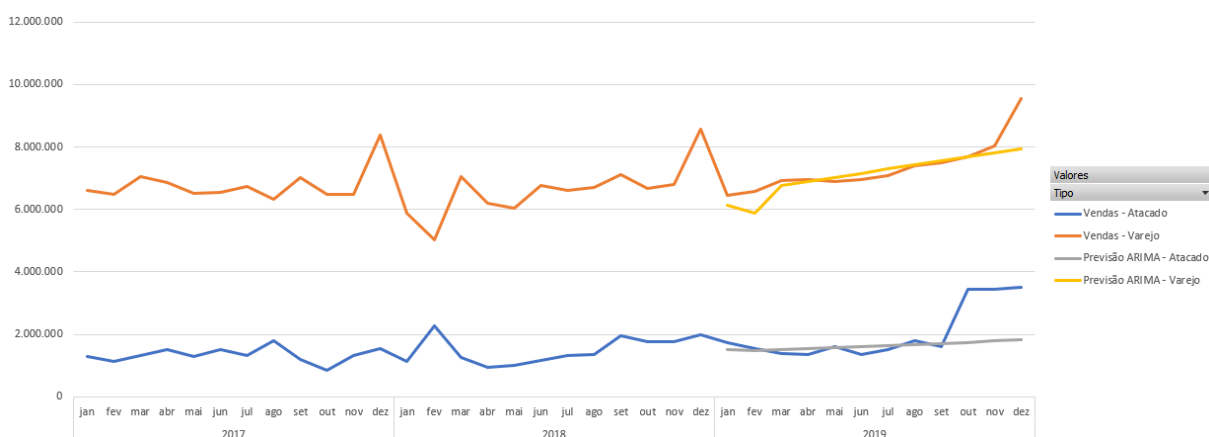
Tabela 22 – Resultado ARIMA - Loja Divinópolis

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	3,86	18,93
RMSE	525.177	852.384
MAE	302.583	523.763

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme a figura 44, verifica-se que as previsões realizadas pelo modelo ARIMA na série de vendas do tipo varejo foram próximas aos valores reais observados, excetuando os meses de fevereiro e dezembro em que o modelo não apresentou maior defasagem na previsão realizada. Para a série de vendas do cliente de atacado o modelo registrou previsões próximas aos valores reais, excetuando os meses de outubro, novembro e dezembro em que o modelo não previu o aumento de vendas ocorrido.

Figura 44 – Previsão do modelo ARIMA - Loja Divinópolis



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2.2 Loja Governador Valadares

Ao analisar o valor de autocorrelação da série de vendas do cliente de varejo verifica-se um valor significativo no lag 12. Avaliado o modelo que melhor corresponde tem-se:

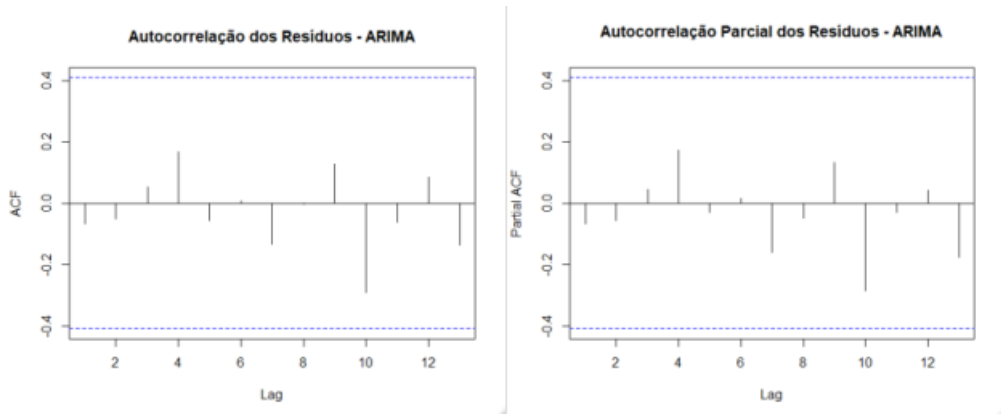
- ARIMA (2, 1, ,1) (1, 0, 0)

Para a série de vendas do tipo atacado é observado valores significativos para o lag 1. Dessa forma foi utilizado os seguintes critérios no modelo:

- ARIMA (1, 1, 1) (0, 0, 0)

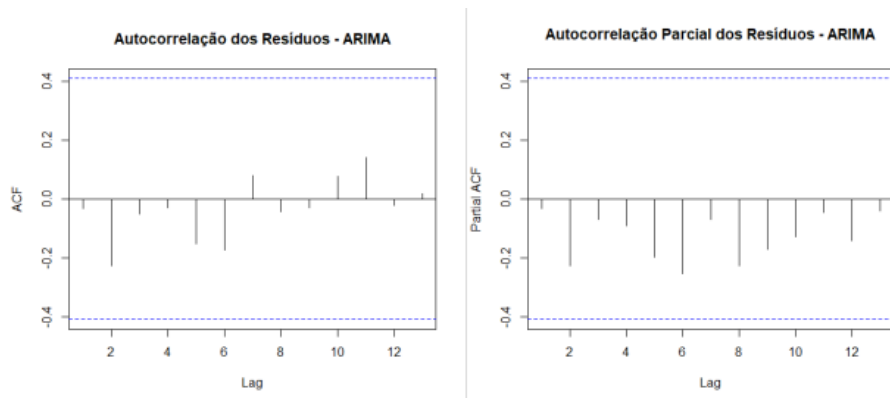
Após realização do teste de resíduos verifica-se que os modelos não apresentaram resíduos autocorrelacionados (ACF) e autocorrelacionados parciais (PACF) significantes em nenhuma das séries analisadas (figura 45 e figura 46).

Figura 45 – Resíduos ARIMA – Governador Valadares Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 46 – Resíduos ARIMA – Governador Valadares Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

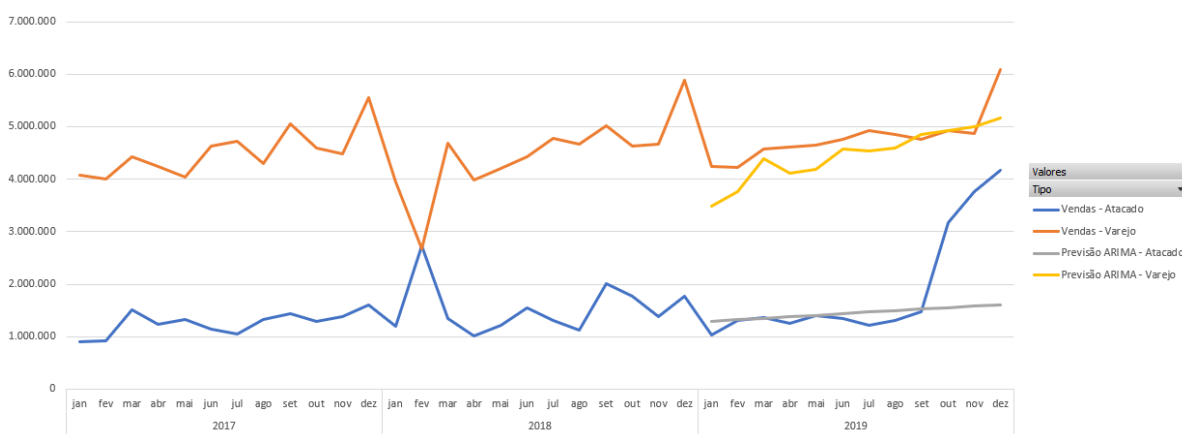
Os resultados dos modelos apresentam que o modelo ARIMA para a série de vendas do cliente de varejo apresentou maior acurácia na previsibilidade (tabela 23).

Tabela 23 – Resultado ARIMA - Loja Governador Valadares

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	7,44	21,13
RMSE	525.177	1.082.598
MAE	302.583	612.693

Fonte: Elaborado pelo autor

Apesar do modelo ARIMA para a série de vendas do cliente de varejo ter apresentado maior acurácia, as previsões realizadas não tiveram o mesmo comportamento que a série real de vendas, contribuindo para um maior erro de previsão (figura 47). O mesmo ocorre para a série de vendas do cliente atacado e, desta forma, o modelo não realiza previsões próximas aos valores reais registrados.

Figura 47 – Previsão do modelo ARIMA - Loja Governador Valadares

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2.3 Loja Juiz de Fora

Ao analisar o valor de autocorrelação da série de vendas do cliente de varejo verifica-se um valor significativo no lag 3. Isto indica a necessidade de realizar autorregressão de ordem 3. Assim, definiu-se o seguinte modelo a ser testado:

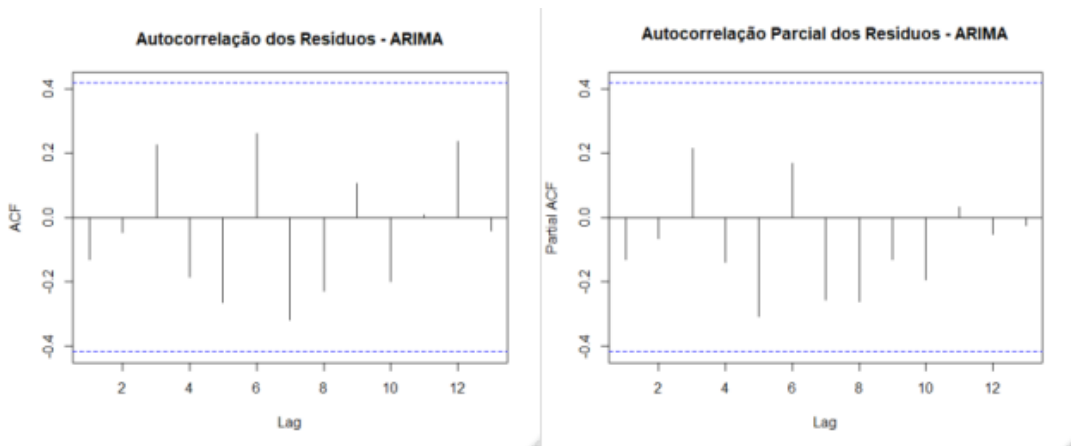
- ARIMA (0, 1, 3) (0, 1, 1)

Para a série de vendas do tipo atacado é observado valores significativos para o lag 1, indicando necessidade de autorregressão de ordem 1. O modelo então definido para teste:

- ARIMA (1, 1, 1) (0, 1, 1)

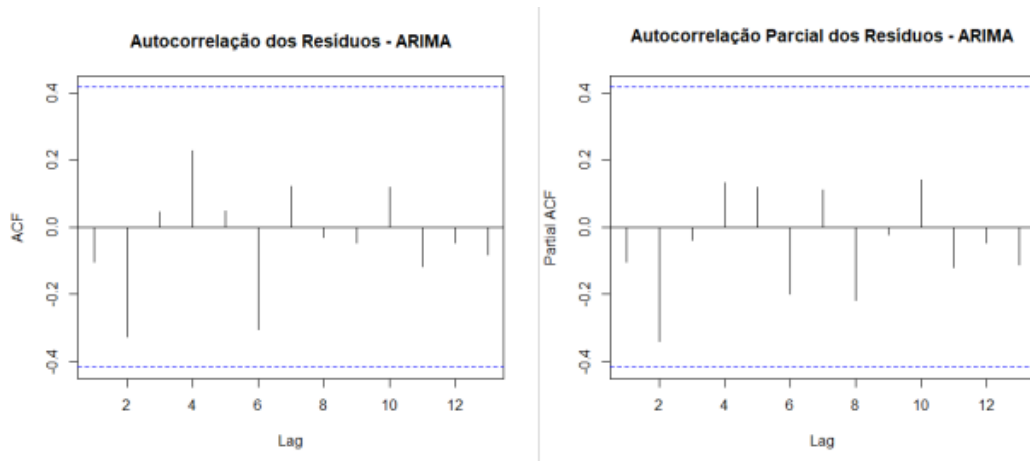
Os testes de resíduos realizados para os dois modelos não apresentaram resíduos autocorrelacionados (AFC) e autocorrelacionados parciais (PACF) significantes, conforme observado na figura 48 para o modelo utilizado na série de vendas do cliente varejo e a figura 49 para o modelo utilizado para as vendas do cliente de atacado. Desta forma, os modelos de previsão são válidos.

Figura 48 – Resíduos ARIMA – Juiz de Fora Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 49 – Resíduos ARIMA – Juiz de Fora Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

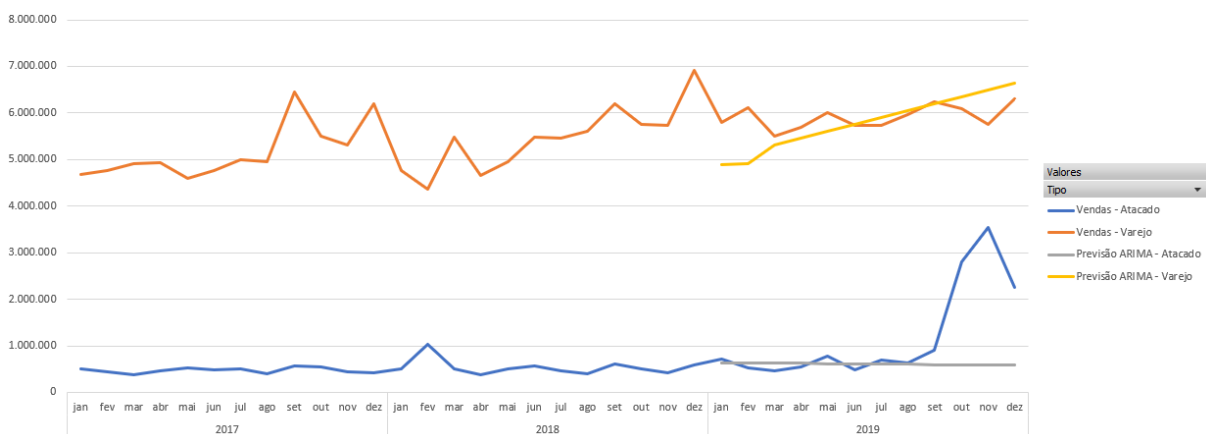
Analisando os indicadores de acurácia dos dois modelos verifica-se que o modelo ARIMA para a série de vendas do cliente de varejo apresenta maior acurácia (tabela 24)

Tabela 24 – Resultado ARIMA - Loja Juiz de Fora

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	6,49	34,57
RMSE	526.367	1.177.369
MAE	384.794	665.828

Fonte: Elaborado pelo autor

Apesar disso, ambos os modelos apresentaram previsões com evoluções diferentes do comportamento de venda real das duas séries analisadas (figura 50). Ao final das séries de vendas do cliente de varejo e do cliente de atacado os modelos não apresentaram valores defasados dos valores reais de venda.

Figura 50 – Previsão do modelo ARIMA - Loja Juiz de Fora

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2.4 Loja Sete Lagoas

Ao analisar o valor de autocorrelação da série de vendas do cliente de varejo verifica-se um valor significativo no lag 3 e no lag 12. Avaliando os possíveis modelos, definiu-se realizar uma autorregressão de ordem 1 e o seguinte modelo a ser treinado:

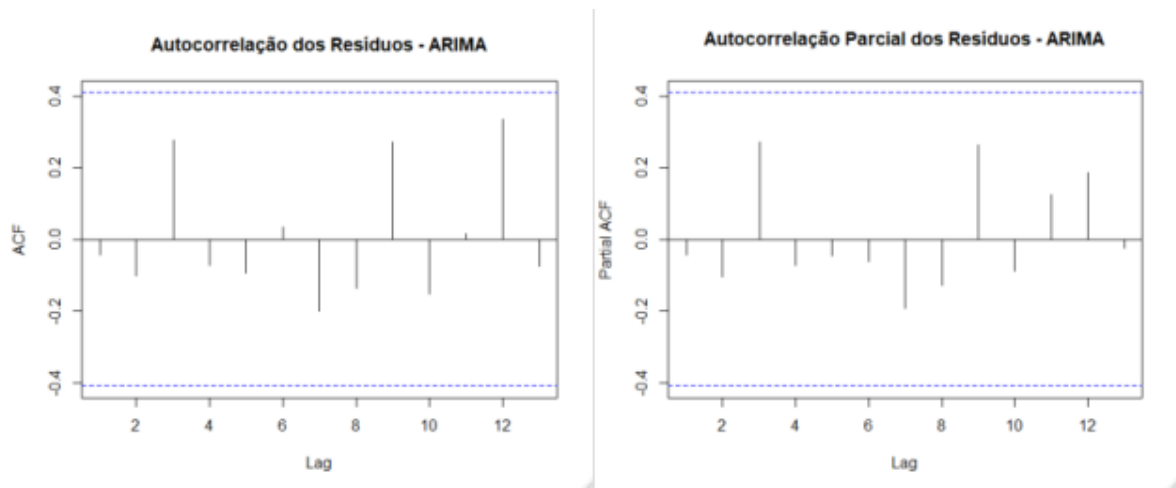
- ARIMA (1, 0, 1) (1, 1, 0)

O valor de autocorrelação da série de vendas do cliente de atacado apresentou valores significativos para o lag 1 e lag 2. Em virtude disso definiu-se uma autorregressão de ordem 2 e o seguinte modelo a ser treinado:

- ARIMA (0, 1, 2) (0, 1, 1)

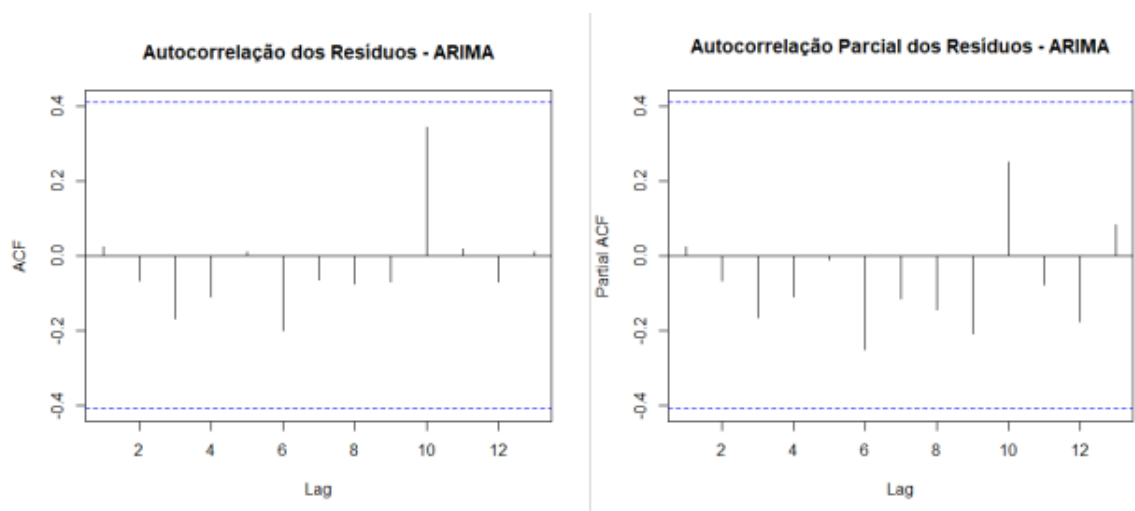
O teste de resíduos dos modelos das duas séries de vendas não apresentaram resíduos autocorrelacionados (AFC) e autocorrelacionados parciais (PACF) significantes conforme a figura 52 para o modelo da série de vendas do cliente de varejo e a figura 53 para o modelo de vendas do cliente de atacado, comprovando a utilização dos modelos definidos para previsão.

Figura 51 – Resíduos ARIMA – Sete Lagoas Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 52 – Resíduos ARIMA – Sete Lagoas Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

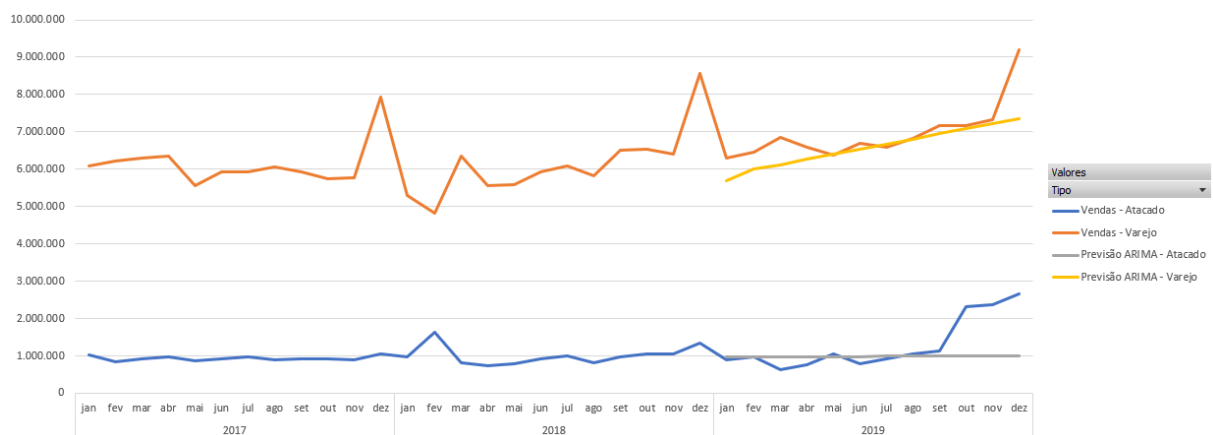
Os indicadores apresentam que o modelo ARIMA utilizado para as séries de vendas do cliente de varejo possui maior acurácia do que o modelo ARIMA utilizado para séries de vendas do cliente de atacado (tabela 25).

Tabela 25 – Resultado ARIMA - Loja Sete Lagoas

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	5,14	27,17
RMSE	626.564	745.378
MAE	384.767	462.288

Fonte: Elaborado pelo autor

Ambos os modelos apresentaram previsões de venda com tendência lineares, comportamento este diferente da série de vendas reais (figura 53). Apesar disso os valores previstos foram próximos dos valores reais ao longo das séries, porém na série de vendas do cliente de varejo o modelo não previu o aumento registrado no mês de dezembro e na série de vendas do cliente de atacado o crescimento registrado no último trimestre de 2019.

Figura 53 - Previsão do modelo ARIMA – Loja Sete Lagoas

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.2.5 Loja São Joaquim

Ao analisar o valor de autocorrelação da série de vendas do cliente de varejo verifica-se valores significativo no lag 3 e no lag 12. Dessa forma, definiu-se realizar uma autorregressão de ordem 1 e o seguinte modelo a ser treinado:

- ARIMA (1, 1, 1) (1, 1, 0)

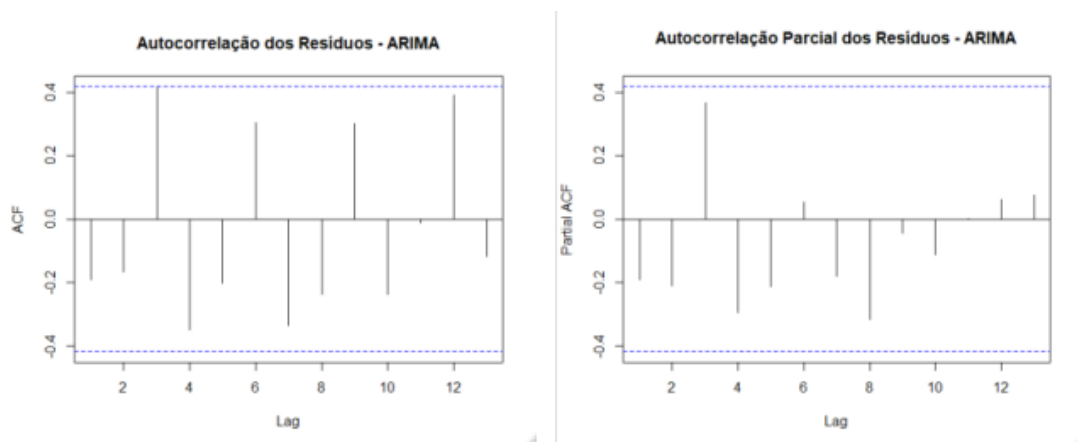
Para a série de vendas do tipo atacado é observado valores significativos para o lag 1, indicando uma necessidade de autorregressão de ordem 1. O seguinte modelo foi treinado:

- ARIMA (0, 1, 1) (1, 1, 0)

O modelo ARIMA para a série de vendas do cliente de varejo não apresentou resíduos autocorrelacionados (AFC) e resíduos autocorrelacionados parciais (PACF) significantes no teste de resíduos (figura 54). Com isso o modelo é valido para ser utilizado.

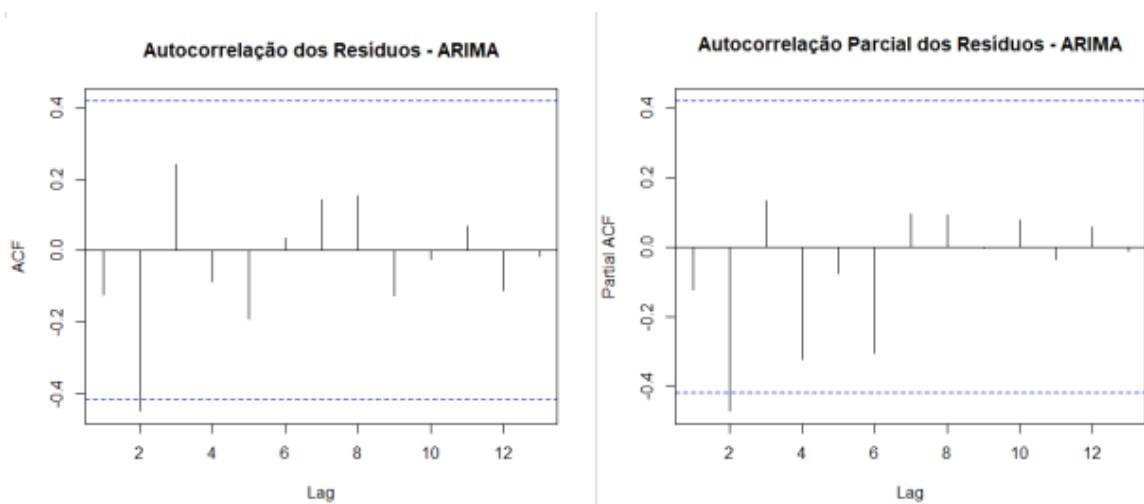
O modelo ARIMA para a série de vendas do cliente de atacado apresentou resíduos AFC e PACF significativos no lag 2 porém este não é lag sazonal para série. Dessa maneira, estas correlações são causadas por erros aleatórios e o modelo é valido para realizar as previsões.

Figura 54 – Resíduos ARIMA – São Joaquim Varejo



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 55 – Resíduos ARIMA – São Joaquim Atacado



Fonte: Elaborado pelo autor

Os resultados dos indicadores de previsão apresentam que o modelo ARIMA para série de vendas do cliente de varejo possui melhor acurácia quando analisado o indicador MAPE.

Analisando os indicadores RMSE e MAE verifica-se que o modelo ARIMA para a série de vendas do cliente de atacado é o modelo com maior acurácia (tabela 26).

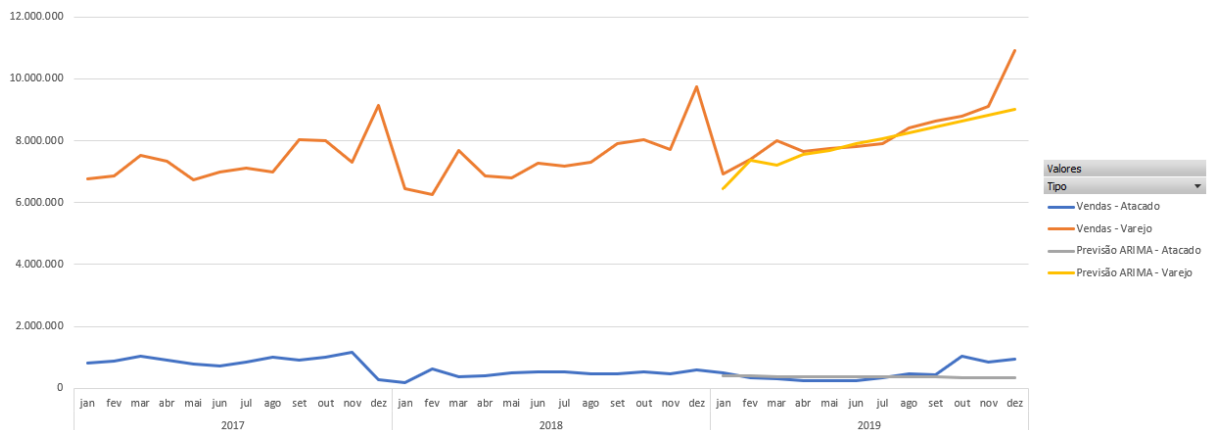
Tabela 26 – Resultado ARIMA - Loja São Joaquim

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	4,09	35,59
RMSE	623.701	306.265
MAE	368.152	211.358

Fonte: Elaborado pelo autor

Os modelos apresentaram previsões próximas aos valores reais de venda das duas séries de venda. Apesar disso o modelo ARIMA não previu o aumento de venda no mês de dezembro para a série de vendas do cliente de varejo e o aumento de vendas nos meses de outubro, novembro e dezembro na série de vendas do cliente de atacado.

Figura 56 - Previsão do modelo ARIMA - Loja São Joaquim



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.3 Redes Neurais

Para os testes utilizando o modelo de Rede Neural foi definido a mesma conjuntura de rede para todas as séries de vendas. O modelo utilizado possui as seguintes características:

Taxa de aprendizado: 0,02

Gradient Descent = 0,000001

Epochs = 50

Batch Size = 1

Função de Perda: erro quadrado médio (MSE)

4.2.3.1 Loja Divinópolis

Os resultados da Rede Neural para a série de vendas do cliente de varejo apresentaram melhor acurácia do que a Rede Neural para série de vendas do cliente de atacado em todos os indicadores (tabela 27)

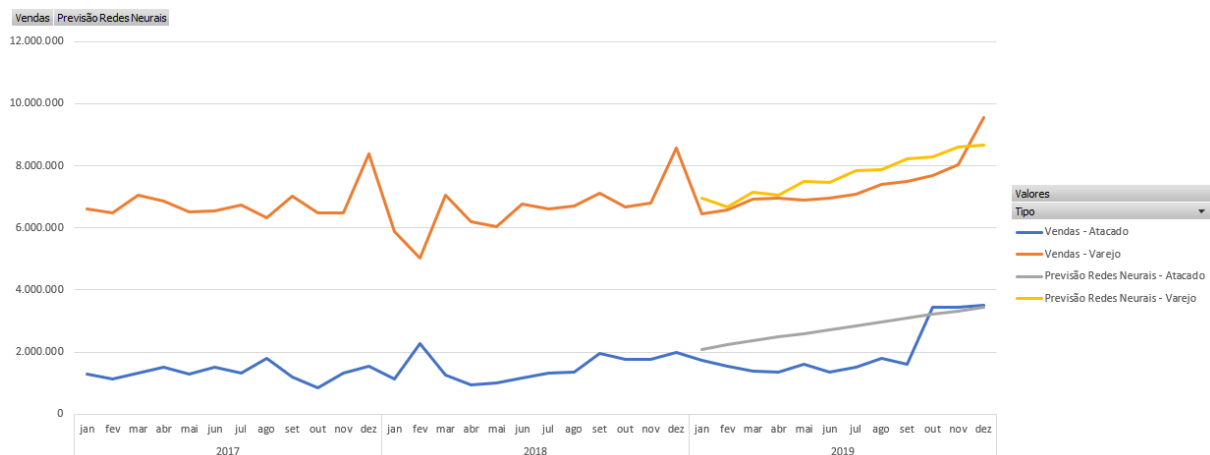
Esse resultado é percebido quando se compara os resultados, conforme a figura 57. O modelo Rede Neural para o segmento varejo apresenta ao longo da série previsões mais próximas do valor real do que a Rede Neural para o segmento atacado.

Tabela 27 – Resultado Rede Neural Loja Divinópolis

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	6,77	53,28
RMSE	554.907	963.442
MAE	504.743	829.040

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 57 - Previsão do modelo Rede Neural - Loja Divinópolis



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.3.2 Loja Governador Valadares

Os resultados da Rede Neural para a série de vendas do varejo apresentaram melhor acurácia do que a Rede Neural para a série de vendas do atacado quando analisados pelo

indicador MAPE. Considerando os indicadores RMSE e MAE verifica-se que a Rede Neural da série de vendas do atacado apresentou maior acurácia (tabela 28).

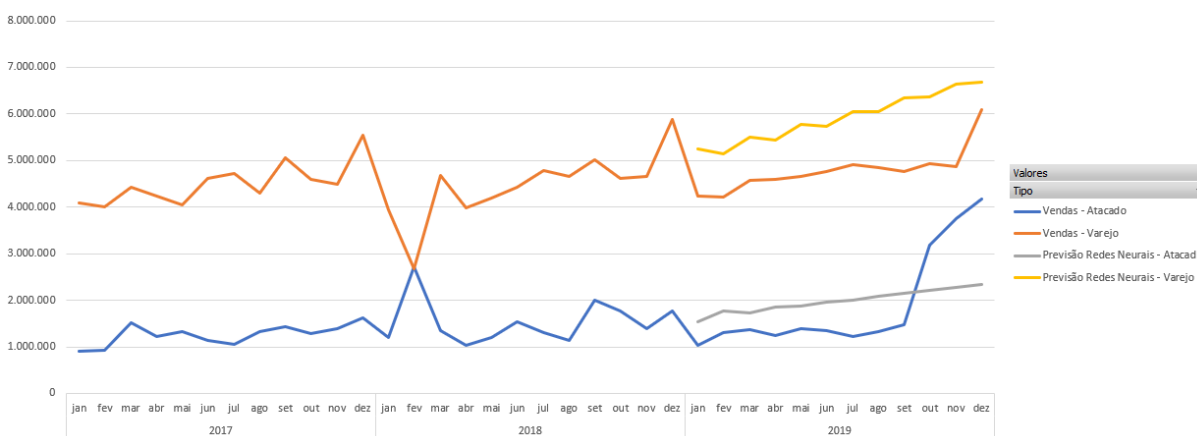
Tabela 28 – Resultado Rede Neural Loja Governador Valadares

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	23,72	43,72
RMSE	1.168.486	902.815
MAE	1.124.960	797.795

Fonte: Elaborado pelo autor

Observando as previsões realizadas pelos dois modelos, verifica-se que ambos realizaram previsões defasadas em comparação aos resultados reais (figura 58) em toda a série. Para a série de vendas do varejo o modelo apresentou valores acima em toda a série. Para a série de vendas do atacado o modelo também apresentou valores acima dos resultados reais até o mês de setembro. No último trimestre, o modelo não conseguiu prever o crescimento ocorrido registrando previsões abaixo aos dados reais da série.

Figura 58 - Previsão do modelo Rede Neural - Loja Governador Valadares



Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.3.3 Loja Juiz de Fora

Os resultados da Rede Neural para a série de vendas do cliente de varejo apresentaram melhor acurácia do que a Rede Neural para a série de vendas do cliente de atacado em todos os indicadores, como conforme a tabela 29.

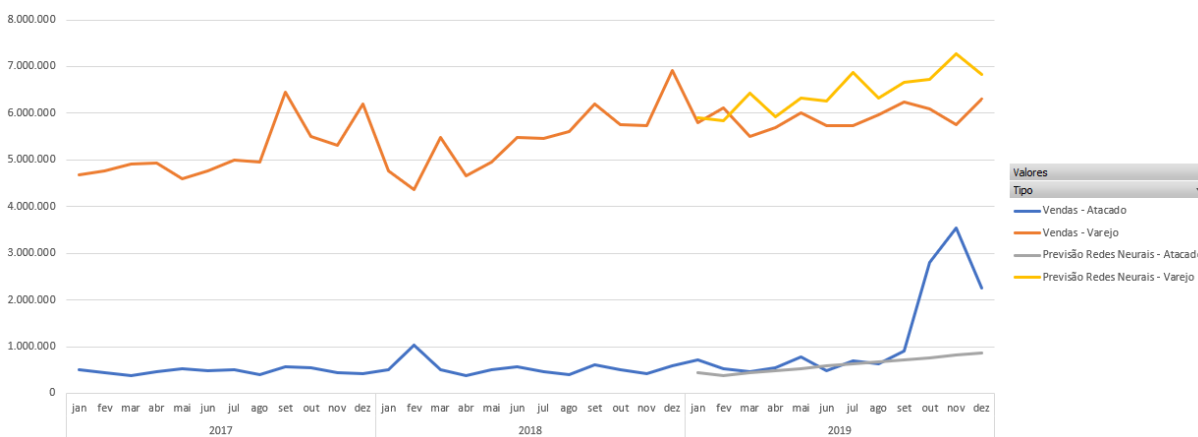
Tabela 29 – Resultado Rede Neural Loja Juiz de Fora

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	9,86	32,17
RMSE	699.535	1.071.141
MAE	576.595	610.284

Fonte: Elaborado pelo autor

As previsões do modelo Rede Neural para a série de vendas do cliente de varejo apresentaram previsões próximas aos valores reais da série, apesar de em todos os casos serem valores acima dos registrados, com um comportamento não verificado na série real.

Para as previsões dos clientes de atacado, a Rede Neural apresentou previsões muito próximas aos valores reais no início da série, porém, o crescimento de vendas no último trimestre não foi previsto pelo modelo.

Figura 59 - Previsão do modelo Rede Neural - Loja Juiz de Fora

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.3.4 Loja Sete Lagoas

Os resultados da Rede Neural para a série de vendas do cliente de varejo apresentaram melhor acurácia do que a Rede Neural para a série de vendas do cliente de atacado em todos os indicadores (tabela 30). Apesar disso, quando analisado o resultado dos indicadores separadamente verifica-se que os indicadores RMSE e MAE apresentaram valores próximos.

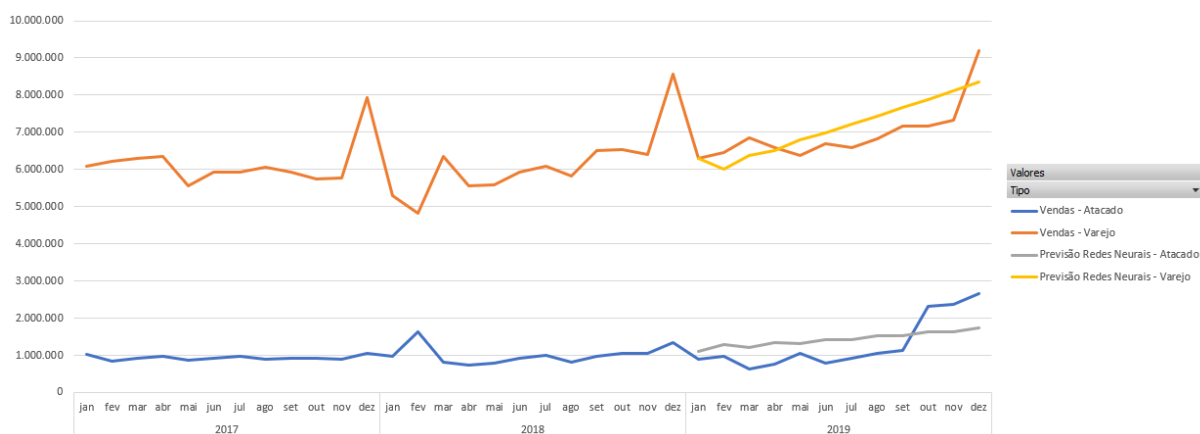
Tabela 30 – Resultado Rede Neural Loja Sete Lagoas

Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	6,81	46,47
RMSE	547.049	564.606
MAE	485.766	525.750

Fonte: Elaborado pelo autor

Conforme observado na figura 60, as previsões para a série de vendas do cliente de varejo apresentaram uma tendência linear nas vendas ao longo da série e embora os dados reais não tenham apresentado a mesma linearidade os erros da previsão foram baixos. Observa-se também que no mês de dezembro o modelo não conseguiu prever o crescimento registrado na série real.

O modelo apresentou previsões para a série de vendas do cliente de atacado valores com tendência linear com baixo crescimento. Além disso os valores de previsão do modelo ficaram acima dos valores reais registrados, excetuando o último trimestre em que o modelo não foi capaz de prever o crescimento de vendas ocorrido.

Figura 60 - Previsão do modelo Rede Neural - Loja Sete Lagoas

Fonte: Elaborado pelo autor

4.2.3.5 Loja São Joaquim

Os resultados da Rede Neural para a série de vendas do cliente de varejo apresentaram melhor acurácia do que a Rede Neural para a série de vendas do cliente de atacado quando avaliado o indicador MAPE, porém se avaliado pelos indicadores RMSE e MAE tem-se que o resultados da Rede Neural para a série de vendas do cliente de atacado apresentaram maior

acurácia(tabela 31). Dessa maneira não pode se definir o modelo que realiza as melhores previsões.

Tabela 31 – Resultado Rede Neural Loja São Joaquim

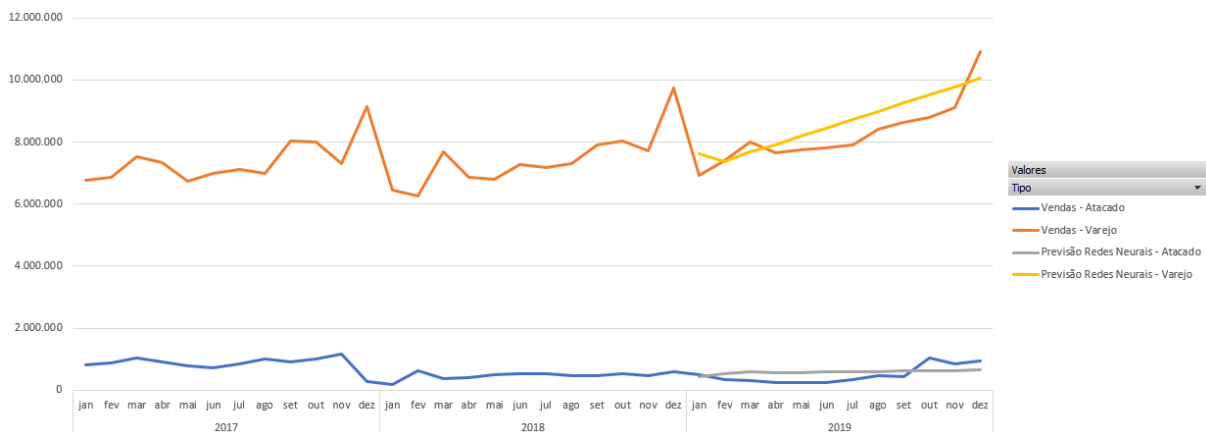
Indicador	Varejo	Atacado
MAPE	6,57	62,45
RMSE	599.132	260.639
MAE	550.009	243.217

Fonte: Elaborado pelo autor

Analisando o modelo de Rede Neural para a série de vendas do cliente de varejo verifica-se que, em geral, o modelo apresentou previsões acima aos valores reais registrados. O comportamento dos valores previstos apresentou comportamento crescente linear, comportamento este diferente da série real de vendas, além disso o modelo não foi capaz de prever o crescimento registrado no mês de dezembro. Apesar disso o valor das previsões do modelo esteve próximo aos valores reais do período (figura 61).

Para a série de vendas do cliente de atacado, o modelo Rede Neural apresentou previsões acima do valor real da série no período de janeiro a setembro e valores menores entre outubro e dezembro, uma vez que o modelo não conseguiu prever o aumento de vendas ocorrido neste último período. Apesar disso, o comportamento linear registrado pelo modelo Rede Neural se assemelha ao comportamento de venda da loja e os valores previstos foram próximos aos valores reais do período comparado.

Figura 61 - Previsão do modelo Rede Neural - Loja São Joaquim



Fonte: Elaborado pelo autor

4.3 Comparação dos modelos

A comparação do melhor modelo de previsão se dá comparando os resultados de algum dos indicadores MAPE, RMSE e MAE, conforme apresentado no capítulo 2. Por se tratarem de indicadores de medidas de erro, a escolha do modelo que melhor prevê a série se dá pelo indicador que apresentar o menor valor.

As comparações serão feitas entre os resultados de todos os modelos de cada loja, analisando os resultados das vendas do tipo varejo e do tipo atacado. Esta análise foi realizada em virtude das diferentes características de comportamento de venda de cada segmento, conforme apresentado no capítulo 4.2. Por fim, será comparado os resultados dos modelos que apresentaram melhor acurácia em ambos segmentos para cada loja analisada.

4.3.1 Comparação dos Modelos para as Vendas do Tipo Varejo

O comportamento da série de vendas de varejo entre as lojas apresentou comportamento semelhante de sazonalidade anual com tendência de crescimento ao longo do período anual, registrando pico de vendas no mês de dezembro. Apesar deste comportamento similar entre as séries, os modelos que apresentaram melhor acurácia se diferenciaram para cada loja.

Verifica-se primeiro que apesar de ser um método mais flexível, estes resultados determinam que o modelo de Redes Neurais não é um modelo adequado para as previsões de série de vendas do segmento de varejo. Este resultado pode ser ocasionado ao tamanho da série de vendas analisadas, dado que os modelos ARIMA e Alisamento Exponencial tem como característica realizar previsões de curto prazo.

Embora os modelos ARIMA e Alisamento Exponencial tenham apresentado resultados próximos, o modelo ARIMA apresentou ser o melhor modelo de previsão de para as lojas de Divinópolis e Juiz de Fora em todos os três indicadores de acurácia, enquanto o modelo de Alisamento Exponencial apresentou previsões mais assertivas para as lojas de Governador Valadares e Sete Lagoas. Diferente das demais lojas, a loja de São Joaquim não apresentou um único modelo que apresentasse melhor acurácia nos três indicadores analisados. Nesta loja o modelo ARIMA apresentou melhor acurácia quando analisado pelos indicadores MAPE e MAE (tabela 32).

Este resultado diverso do modelo que apresenta melhor acurácia para a série de vendas de cada loja corrobora com especificidade dos modelos para com a série estudada pois conforme visto no capítulo 4.1 cada loja possui um comportamento único de vendas para o cliente do tipo de varejo. Apesar disso os resultados do modelo ARIMA apresentaram valores próximos aos registrados no modelo de Alisamento Exponencial.

Tabela 32 – Resultado dos Modelos para Série de Vendas Varejo

Loja	Modelo	MAPE	RMSE	MAE
Divinópolis	ARIMA	3,86	525.177	302.583
	Suavização	5,41	532.949	410.100
	Redes	6,77	554.907	504.743
Governador Valadares	ARIMA	7,44	443.693	356.920
	Suavização	6,5	383.508	300.762
	Redes	23,72	1.168.486	1.124.960
Juiz de Fora	ARIMA	6,49	526.367	384.794
	Suavização	7,22	554.920	432.587
	Redes	9,86	699.535	576.595
Sete Lagoas	ARIMA	5,14	626.564	384.767
	Suavização	2,4	202.967	166.141
	Redes	6,81	547.049	485.766
São Joaquim	ARIMA	4,09	623.701	368.152
	Suavização	5,77	606.479	495.267
	Redes	6,57	599.132	550.009

Fonte: Elaborado pelo autor

4.3.2 Comparação dos Modelos para as Vendas do Tipo Atacado

A série de vendas do tipo atacado também apresentou tendência comum estacionária entre lojas, onde não foi observado sazonalidade nas séries. Além disso, todas as séries apresentaram picos de vendas no último trimestre, comportamento este atípico quando comparado ao comportamento da série de vendas até o último trimestre.

Este pico de vendas proporcionou resultados de acurácia mais baixos quando comparados aos resultados de acurácia da série de vendas do tipo varejo, apresentando erros maiores de previsão nas vendas do último trimestre.

Analisando os resultados de acurácia entre os modelos verifica-se que o modelo de Rede Neural não apresentou previsões assertivas para a série de vendas do tipo atacado. Assim como a série de vendas do tipo varejo, a limitação de dados para a realização de previsões de curto prazo deve ser a razão para que esse modelo não tenha apresentado valores mais assertivos.

O modelo ARIMA foi o modelo que apresentou melhor acurácia nas lojas Divinópolis, Governador Valadares e Juiz de Fora nos três indicadores analisados, e na loja Sete Lagoas quando analisado os indicadores MAPE e MAE. A loja São Joaquim também não apresentou um único modelo que realiza previsões com maior acurácia nos três indicadores analisados. Nesta loja o modelo Alisamento Exponencial apresentou previsões com maior acurácia quando

analisado pelos indicadores MAPE e MAE. Apesar disso os resultados de acurácia do modelo ARIMA foram próximos aos resultados do modelo Alisamento Exponencial (tabela 33).

Tabela 33 – Resultado dos Modelos para Série de Vendas Atacado

Loja	Modelo	MAPE	RMSE	MAE
Divinópolis	ARIMA	18,93	852.384	523.763
	Suavização	19,6	910.215	551.979
	Redes	53,28	963.442	829.040
Governador Valadares	ARIMA	21,13	1.082.598	612.693
	Suavização	27,89	1.084.557	696.691
	Redes	43,72	902.815	797.795
Juiz de Fora	ARIMA	34,57	1.177.369	664.883
	Suavização	37,91	1.206.565	696.754
	Redes	32,17	1.071.141	610.284
Sete Lagoas	ARIMA	27,17	745.378	462.288
	Suavização	30,71	684.719	477.383
	Redes	46,47	564.606	525.750
São Joaquim	ARIMA	35,59	306.265	211.358
	Suavização	35,25	311.205	210.846
	Redes	62,45	260.639	243.217

Fonte: Elaborado pelo autor

Desta maneira das cinco séries analisadas o modelo ARIMA apresentou previsões com melhor acurácia em quatro delas. Este resultado era esperado em virtude do comportamento não sazonal e estacionário das séries de vendas do tipo atacado, característico do modelo.

4.3.3 Comparação entre os melhores Modelos das Séries Varejo e Atacado

A análise dos melhores modelos de previsão apresenta o modelo ARIMA como o modelo com melhor acurácia para a série de vendas de varejo e de atacado.

De acordo com a tabela 34, este modelo apresentou melhor acurácia nos dois tipos de venda, vendas tipo varejo e vendas tipo atacado, para as lojas de Divinópolis e Juiz de Fora. Além disso, foi o melhor modelo de previsibilidade em um dos segmentos analisados nas demais lojas.

Tabela 34 – Modelos de Previsão com Melhor Acurácia por Tipo de Cliente

Loja	Varejo			Atacado				
	Modelo	MAPE	RMSE	MAE	Modelo	MAPE	RMSE	MAE
Divinópolis	ARIMA	3,86	525.177	302.583	ARIMA	18,93	852.384	523.763
Governador Valadares	Suavização	6,5	383.508	300.762	ARIMA	21,13	1.082.598	612.693
Juiz de Fora	ARIMA	6,49	526.367	384.794	ARIMA	34,57	1.177.369	664.883
Sete Lagoas	Suavização	2,4	202.967	166.141	ARIMA	27,17	745.378	462.288
São Joaquim	ARIMA	4,09	623.701	368.152	Suavização	35,25	311.205	210.846

Fonte: Elaborado pelo autor

O modelo Alisamento Exponencial apresentou melhor acurácia nos dados de venda do tipo varejo para as lojas Governador Valadares e Juiz de Fora, e nos dados de venda do tipo atacado para a loja São Joaquim. Apesar de ter apresentado índices com melhor acurácia, os resultados obtidos pelo modelo ARIMA foram próximos dos resultados registrados pelo modelo Alisamento Exponencial.

Importante destacar que os resultados de acurácia apontam uma melhor previsibilidade na série de vendas do tipo varejo. Essa diferença se deu principalmente ao comportamento atípico registrado no final das vendas do tipo atacado registrado no último trimestre de 2019, porém isto não desclassifica ou reprova o modelo.

Diante disso, pode-se afirmar que o modelo ARIMA apresentou ser o modelo que melhor realiza previsões de venda para as lojas de “Atacarejo” considerando os dois tipos de vendas: vendas tipo varejo e vendas tipo atacado. Esse resultado confirma que os resultados de modelos mais robustos e detalhistas apresentam maior acurácia, uma vez que o método ARIMA utiliza-se da combinação de três técnicas: regressões, médias móveis e diferenciação, enquanto o modelo de Alisamento Exponencial utiliza-se apenas da técnica de médias móveis.

5. Considerações Finais

Esta dissertação objetivou avaliar os modelos de previsibilidade baseados em Séries Temporais e Rede Neurais em dados de vendas do “Atacarejo”.

A pesquisa alcançou este objetivo analisando os resultados das técnicas nos dois tipos de tipos de segmentos que a loja “Atacarejo” atende, o cliente de atacado e o cliente de varejo. Verificou-se que o método ARIMA é o método que apresentou melhor acurácia na previsão de vendas sendo mais assertivo para as vendas do tipo atacado. Entre as cinco lojas avaliadas o método ARIMA apresentou melhor acurácia para três lojas quando analisado as vendas do tipo varejo e para quatro lojas quando analisado as vendas do tipo atacado

O método Alisamento Exponencial apresentou resultados semelhantes ao método ARIMA sendo que, em alguns casos, este método foi o que apresentou melhor acurácia. Este resultado é importante dado ao fato de que a implementação do método Alisamento Exponencial ser mais simplista do que o método ARIMA, o que permite contribuir para utilização deste modelo nas empresas sem grandes perdas na previsão.

Por fim o método Rede Neural não apresentou resultados satisfatórios em ambos os segmentos de venda e em todas as lojas analisadas.

Esta pesquisa também avaliou o comportamento de compra dos dois tipos de clientes do “Atacarejo”. Verificou-se que as vendas para o cliente de varejo possuem grande contribuição para o resultado do canal independente de sua localização, o que confirma as pesquisas que mostram o aumento da participação de famílias a realizarem compras neste canal. Observa-se que as lojas que se localizam afastadas do centro urbano ou em bairros com alto fluxo de pessoas possuem resultados menores nas vendas do tipo atacado.

Além disso, independe do tipo de cliente, o canal “Atacarejo” tem como destaque produtos que compõem a categoria de cerveja, matinais e confeitaria, leites, aves e refrigerantes. Os produtos destas categorias são a razão para que os clientes de varejo e de atacado frequentem e façam suas compras nestas lojas. Por fim, a precificação diferenciada é confirmada apresentando valores menores para os clientes do tipo atacado, exceto para produtos perecíveis como leites.

Desta forma, esta pesquisa contribui para as recentes pesquisas sobre “Atacarejo” analisando o comportamento de compra dos dois tipos de clientes atendidos pelo canal, a partir dos dados de venda, e também para as recentes pesquisas de previsibilidade de vendas comprovando a eficácia dos métodos de Série Temporal, principalmente o modelo ARIMA.

5.1 Limitação de Pesquisa e Sugestão para Futuras Pesquisas

Como limitação esta pesquisa utilizou de uma base de dados de três anos. Os modelos de previsão baseiam-se de dados históricos para realizar as projeções, dessa maneira quanto maior a base de dados mais assertivo será o modelo. Além disso, esta pesquisa testou apenas modelos de Séries Temporais. Este tipo de modelo não avalia variáveis externas ao ambiente para realizar previsões e que podem auxiliar na previsibilidade.

Para futuras pesquisas sugere-se confirmar os resultados encontrados comparando com resultados provenientes de bases de dados semanais ou diários de venda. Além disso, utilizar de modelos que possam avaliar outras variáveis como por exemplo estoque, uma vez que a falta de produto acarreta em perdas de venda.

6. Referências

ABRAS. **O ATACAREJO E SUA PROPOSTA DE VALOR**. 2019. Disponível em: <https://www.abras.com.br/clipping.php?area=20&clipping=68540>. Acesso em: 20 ago. 2020.

ABRAS. **VENDAS NO ATACAREJO CRESCEM 16% APÓS O PAGAMENTO DA SEGUNDA PARCELA DO AUXÍLIO**. Disponível em: <https://www.abras.com.br/clipping.php?area=31&clipping=70894>. Acesso em: 20 ago. 2020.

ADYA, M.; COLLOPY, F. **How Effective are Neural Networks at Forecasting and Prediction?** A Review and Evaluation. *Journal of Forecasting*, v. 17, p. 481-495, 1998.

ARMSTRONG, J. S., **Sales Forecasting**. The IEBM Encyclopedia of Marketing. 20 de julho de 2008. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1164602. Acesso em: 22 de agosto de 2020.

BAPTISTA, J.A et all. **Canais de Distribuição Logístico Atacarejo: Um estudo de caso na empresa XYZ Dist. Com. Ind. Ltda**. Seget 2012

BAETS, W. R. J.; VENUGOPAL, V. **Neural Networks and Statistical Techniques in Marketing Research: A Conceptual Comparison**. *Marketing Intelligence & Planning*, MCB University Press, v. 12, n. 7, p. 30-38, 1994.

BESSA, A. B. **Previsão de vendas no varejo de moda com modelos de redes neurais**. 2018. 256 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Pós-graduação em Finanças e Economia Empresarial, Escola de Economia de São Paulo, Fundação Getúlio Vargas, São Paulo, 2018.

BOX, G. E. P.; JENKINS, G. M. **Time Series Analysis: forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1976.

BOZZO, A. L.; FERREIRA, M. P. **Mercado de vizinhança ou atacarejo para consumidores de baixa renda em regiões periféricas**. *Revista de Gestão e Secretariado*, [S.l.], v. 11, n. 1, p. 126-150, abr. 2020. ISSN 2178-9010. Disponível em: <https://revistagesec.org.br/secretariado/article/view/941>. Acesso em: 10 de setembro de 2020.

BRANCO, S. T.; SAMPAIO, R. J. B. **Aplicação de Redes Neurais Artificiais em Modelos de Previsão de Demanda para Equipamentos de Infraestrutura de Telecomunicações**.

Anais do XXVIII Encontro Nacional de Engenharia de Produção (ENEGEP), Rio de Janeiro, 2008.

CALSAVARA, R. A. **ATACAREJO: ESTRATÉGIA PLANEJADA OU MERA COINCIDÊNCIA**. Administração de Empresas em Revista, v. 9, p. 30-40, 2009

CHASE, C. W. **Demand-Driven Forecasting: A Structured Approach to Forecasting**. 2ª ed. Cary: Wiley, 2013.

CHURCHILL, Jr.; GILBERT, A. **Marketing: criando valor para clientes** - 3ª edição. São Paulo: Editora Saraiva, 2009.

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.

DIAS, S. R. **Gestão de marketing**. São Paulo: Saraiva, 2003.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. São Paulo: Editora Atlas, 2008

GIOIA, R. M. **Decisões de Marketing** (Coleção de Marketing v. 2), 3ª edição. São Paulo: Editora Saraiva, 2013.

GOODWIN, P. **Improving the voluntary integration of statistical forecasts and judgement**. International Journal of Forecasting, v. 16, p. 85–99, 2000.

HAYKIN, S. **Redes Neurais**. Rio Grande do Sul: Grupo A, 2011.

HYNDMAN, R.; ATHANASOPOULOS, G. **Forecasting: principles and practice**. 2012. Disponível em: <http://otexts.com/fpp/>

HSIEN, H. W.; CÔNSOLI, M. A.; GIULIANI, A. C. **Aspects of Channels Decision in Small Retail: the Choise Between the Traditional Wholesale and the Wholesale and Retail Outlet**. Revista de Administração da UFSM, v. 4, n. 1, art. 6, p. 91-104, 2011.

HSIEN, H. W.; GIULIANI, A. C.; CUNHA, C. F.; PIZZINATO, N. K. Atacado e Atacarejo como opção de compra de clientes de distribuidora de alimentos. **Revista de Administração da UFSM**, v. 5, n. 1, p. 11-28, 2012.

HUSSEY, M.; HOOLEY, G. **The diffusion of quantitative methods into marketing management**. Journal of Marketing Practice: Applied Marketing Science, MCB University Press, v 1, n, 4, p. 13-31, 1995.

LAS CASAS, A. L. **Marketing de Varejo**, 5ª edição. São Paulo: Grupo GEN, 2013.

LAWRENCE, M.; EDMUNDSON, B.; O'CONNOR, M. **A field study of sales forecasting accuracy and processes**. Amsterdam European Journal of Operational Research, Elsevier Science, B. V., Apr 1, Vol. 122, n. 1, p. 151-160, 2000.

LEMOS, F. **Metodologia para Seleção de Métodos de Previsão de Demanda**. Dissertação de Mestrado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção, Escola de Engenharia da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2006.

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

MATTOS, A. **Pela 1ª vez, há mais consumidores no "atacarejo" que em supermercados**. 2016. Disponível em: <http://www.valor.com.br/empresas/4783793/pela-1-vez-ha-maisconsumidores-no-atacarejo-que-em-supermercados>. Acesso em: 10 de abril de 2020.

MAZAN, J. R. G. **Análise de desempenho de redes neurais artificiais do tipo multilayer perceptron por meio do distanciamento dos pontos do espaço de saída**. Tese de Doutorado. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, 2016

MINE, T. Z. **O atacarejo e sua proposta de valor**. No Varejo, São Paulo, 07 de agosto de 2019. Disponível em: <https://www.consumidormoderno.com.br/2019/08/07/atacarejo-valor-artigo/>. Acesso em: 20 de setembro de 2020

NEVES, C.D. ROSSI, J.W. **Econometria e Séries Temporais com Aplicações à Dados da Economia Brasileira**. Rio de Janeiro: Grupo GEN, 2014.

NIELSEN. **Atacarejo se destaca, mesmo com retração econômica, e é chave para otimização de gastos e atração para outros canais**. Disponível em: <https://www.nielsen.com/br/pt/insights/article/2019/atacarejo-se-destaca-mesmo-com->

retracao-economica-e-e-chave-para-otimizacao-de-gastos-e-atracao-para-outros-canais/.

Acesso em: 20 maio 2020.

PACHECO, M.; VELLASCO, M. **Sistemas Inteligentes de Apoio à Decisão: Análise Econômica de Projetos de Desenvolvimento de Campos de Petróleo sob Incerteza**. Rio de Janeiro: Ed. PUC-Rio, 2007.

PARENTE, J. **Varejo no Brasil: gestão e estratégia**. São Paulo: Atlas, 2000

PARENTE, J.; LIMEIRA, T.; BARKI, E. **Varejo para a Baixa Renda**. Porto Alegre: Grupo A, 2008.

PASQUOTTO, J. L. D. **Previsão de Redes Temporais no Varejo Brasileiro: uma Investigação Comparativa da Aplicação de Redes Neurais Recorrentes de Elman**. Dissertação (Mestrado em Administração) USP– Universidade de São Paulo, São Paulo, 2010

PASSARI, A. **Exploração de Dados Atomizados para Previsão de Vendas no Varejo Utilizando Redes Neurais**. Dissertação de Mestrado. Departamento de Administração da Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

PELLEGRINI, F. R. **Metodologia Para Implementação De Sistemas De Previsão De Demanda**. Porto Alegre: UFRGS, 2000. 146 f. Dissertação (Mestrado 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, 2000.

PETRON, E. **Stuttgart Neural Network Simulator**. Linux Journal, Julho, p. 44-48, 1999.

REIS, F. **Avaliação de modelos de previsão de vendas a partir da exploração de técnicas de análise de séries temporais, métodos causais e de redes neurais artificiais**. Dissertação de Mestrado. Departamento de Sistema de Informação e Gestão do Conhecimento da Faculdade FUMEC, Belo Horizonte, 2014.

SALOMÃO, K. **As 10 maiores varejistas do Brasil – supermercados disputam a liderança**. Revista Exame. 28 de setembro de 2020. Disponível em: <https://exame.com/negocios/as-10->

maiores-varejistas-do-brasil-supermercados-disputam-a-lideranca/. Acesso em: 01 de outubro de 2020.

SBVC. O Papel do Varejo na Economia Brasileira. Disponível em: http://sbvc.com.br/wp-content/uploads/2018/11/O-Papel-do-Varejo-na-Economia-Brasileira-SBVC_Segunda-atualiza%C3%A7%C3%A3o-2018.pdf. Acesso em: 25 set. 2020.