



Análise e Previsão de Vendas numa empresa de Retalho

PEDRO RENATO DE JESUS PEREIRA

novembro de 2019

ANÁLISE E PREVISÃO DE VENDAS NUMA EMPRESA DE RETALHO

Pedro Renato de Jesus Pereira
1131244

2019

Instituto Superior de Engenharia do Porto
Departamento de Engenharia Mecânica



ANÁLISE E PREVISÃO DE VENDAS NUMA EMPRESA DE RETALHO

Pedro Renato de Jesus Pereira
1131244

Dissertação apresentada ao Instituto Superior de Engenharia do Porto com intuito de cumprir os requisitos necessários à conclusão do Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial. Esta dissertação foi realizada sob a orientação do Professor Doutor Luís Pinto Ferreira e coorientação da Professora Doutora Isabel Cristina Lopes

2019

Instituto Superior de Engenharia do Porto
Departamento de Engenharia Mecânica



JÚRI

Presidente

Professora Doutora Marlene Ferreira de Brito

Professor Adjunto Convidado, Departamento de Engenharia Mecânica, Instituto Superior de Engenharia do Porto, Instituto Politécnico do Porto

Orientador

Professor Doutor Luís Carlos Ramos Nunes Pinto Ferreira

Professor Adjunto, Departamento de Engenharia Mecânica, Instituto Superior de Engenharia do Porto, Instituto Politécnico do Porto

Co-orientador

Professora Doutora Isabel Cristina Lopes

Professor Adjunto, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Instituto Politécnico do Porto

Arguente

Professora Doutora Fernanda Amélia Fernandes Ferreira

Professor Adjunto, Departamento de Sistemas de Informação e Matemática, Escola Superior de Hotelaria e Turismo, Instituto Politécnico do Porto

AGRADECIMENTOS

Gostaria de deixar o meu enorme agradecimento à empresa Lidl & CIA e aos meus colegas do departamento, em especial ao Nuno Couto e ao Ilídio Pires, assim como, ao Diretor Gonçalo Tavares, por todo o apoio que demonstraram nas análises de dados, tendo sido incansáveis na partilha de conhecimento.

De igual modo, agradeço ao meu orientador, Professor Doutor Luís Pinto Ferreira do Instituto Superior de Engenharia do Porto, e à minha coorientadora, Professora Doutora Isabel Cristina Lopes do Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, por toda a disponibilidade e apoio que demonstraram enquanto desenvolvia a presente dissertação. Agradeço toda a orientação, partilha de conhecimento, sugestões e exigência demonstrada.

Finalmente, deixo o meu agradecimento aos meus pais, à minha irmã, aos meus amigos, e à minha namorada por todo o apoio e paciência que demonstraram.

PALAVRAS CHAVE

Previsão de vendas; Aumento de vendas; Diminuição de roturas

Resumo

A alta competitividade no setor de distribuição alimentar implica que a previsão de vendas seja importantíssima na base do planeamento de todas as atividades que dizem respeito à tomada de decisões, controlo das organizações e toda a estratégia envolvida. Este projeto teve como objetivo a análise de quatro hipóteses de investigação numa empresa de retalho, com o objetivo de melhorar o processo de gestão e atribuição de mercadoria e, conseqüentemente, aumentar as vendas, reduzir as quebras e as roturas, melhorando o apoio do departamento às lojas.

Identificaram-se oportunidades de investigação e melhoria nos processos relacionados com as encomendas das lojas, gestão/análise de artigos e previsão de vendas. Verificou-se a existência de diferenças significativas entre os pedidos das lojas e as vendas das mesmas; identificaram-se diferentes comportamentos das lojas e dos artigos analisados; analisou-se o impacto significativo das promoções nas vendas e testaram-se diferentes métodos de previsão em função da série temporal de cada artigo.

As soluções propostas incluíram a criação de grupos de lojas com comportamentos idênticos para análise e previsão, alteração do plano de encomenda dos artigos, criação de um método mais eficiente para a realização da encomenda de loja e, finalmente, uma atualização do layout dos artigos promocionais. A implementação das propostas tornou todo o processo de trabalho mais assertivo e desenvolvido, resultando numa melhoria do departamento.

KEYWORDS

Sales Forecasting, Sales Increase, Stock Break Decrease

ABSTRACT

In the food supply sector, there is a growing competitiveness between companies. For this reason, predicting the overall sales is the most important aspect an organization can account for, as it is in the center of its decision making process and is also responsible for its global strategy. This dissertation analyzes five different aspects in a retail company, with the objective of improving the process of managing and assigning merchandize in addition to increasing the overall sales figures, reducing stock ruptures and reducing damage goods.

These aspects analyse the product ordering, behavior and seasonality at stores and sales forecasting. There were significant differences between the multiple store ordering requests for its products and the resulting sales figures. Then, the multiple store management behaviors and other analyzed products were taken into account. After this, an analysis of the impact product discounts had on the overall sales was performed which culminated into testing different tests forecasting methods depending on the time series for each product.

Finally, this dissertation also includes solutions for grouping the stores with identical behaviors with the objective of analyzing and predicting them, change the order plan of products, creating a more efficient method for the process of creating a store product order and an update of the layout of the products on sale. The implementation of these solutions improved all of the work process; this resulted in an improvement at the sales management department.

Lista de Símbolos e Abreviaturas

Lista de Abreviaturas

ARIMA	Autoregressive Integrated Moving Average
BEV's	Battery Electric Vehicles
BIC Norm	Normalized Bayesian Information Criterion
GOM	Gestão de Ordem de Mercadoria
MAPE	Mean Absolute Percentage Error
PHEV's	<i>Plug-In Hybrid Electric Vehicles</i>
R^2	<i>R Squared</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RNA	Redes Neurais Artificiais

Lista de Unidades

%	Porcentagem
---	-------------

Lista de Símbolos

T_t	Tendência da série
S_t	Sazonalidade da série
C_t	Ciclicidade da série
ε_t	Ruído branco da série
Y_t	Valor observado na série temporal correspondente ao instante t
F_t	Valor da previsão realizada correspondente ao instante t
α	Constante de alisamento ou amortecimento que assume valores entre 0 e 1
β	Constante de amortecimento da tendência, $0 \leq \beta \leq 1$
γ	Constante de amortecimento do fator sazonal, com $0 \leq \gamma \leq 1$
L	Número de unidades de tempo incluídas em cada ciclo de sazonalidade
$\varphi_1, \dots, \varphi_p$	Parâmetros de autoregressão
$\theta_1, \dots, \theta_1$	Parâmetros de médias móveis
s	Sazonalidade
\bar{X}_j	Média aritmética associada às observações da variável
r_k	Coefficiente de autocorrelação

Glossário de termos

<i>Alisamento Exponencial</i>	Método utilizado para produzir uma Série Temporal suavizada
<i>Artigo de Ação</i>	Artigo que não pertence ao sortido da loja, encontrando-se à venda apenas em campanhas
<i>Artigo de Sortido</i>	Artigo permanentemente à venda na loja
<i>Autocorrelação</i>	Ferramenta matemática utilizada para encontrar padrões de repetição
<i>Diferenciação</i>	Técnica para desfasar a série temporal num determinado número de instantes com o intuito de estabilizar a média
<i>Estacionariedade</i>	Série temporal que apresenta média e variância constantes e covariância sem variar com o tempo e dependente apenas do defasamento temporal
<i>Homocedasticidade</i>	Termo utilizado para designar variância constante dos erros experimentais para observações distintas
<i>Multicolinearidade</i>	Termo utilizado para definir a correlação entre variáveis independentes
<i>Promoção</i>	Baixa de preço provisória de um artigo
<i>Regressão Linear</i>	Nome do modelo que consiste na relação de uma variável a partir das outras
<i>Rotura de Stock</i>	Falta de disponibilidade do artigo
<i>Ruido Branco</i>	Termo utilizado para descrever o comportamento do erro nos modelos
<i>Sazonalidade</i>	Variação em torno da tendência
<i>Série Temporal</i>	Sequência de observações em intervalos temporais regularmente espaçados
<i>Software</i>	Sequência de instruções escritas para serem interpretadas por um computador, com o objetivo de executar tarefas específicas
<i>Stock</i>	Estrangeirismo para “inventário”
<i>Tendência</i>	Inércia da sucessão, isto é, variação “em média” ao longo do tempo

Índice de figuras

FIGURA 1- LOJA LIDL EM PORTUGAL – FONTE: LIDL 2019	27
FIGURA 2- REPRESENTAÇÃO DE VALORES OBSERVADOS ENTRE DUAS VARIÁVEIS X E Y, QUE PERMITEM ESTABELECEER UMA RELAÇÃO LINEAR ENTRE ELAS - FONTE: AA. FLAMBÓ (2010).	36
FIGURA 3 - REPRESENTAÇÃO DA TENDÊNCIA OBSERVADA DA POPULAÇÃO RESIDENTE EM PORTUGAL ENTRE 1900 E 2001 – FONTE: CENSOS (2001).	38
FIGURA 4 - REPRESENTAÇÃO DE UMA SÉRIE SAZONAL REFERENTE A VALORES MEDIDOS DE VAPOR DE ÁGUA INTEGRADO (IWV) EM FUNÇÃO DO TEMPO - FONTE: SZAFRANEK ET AL. (2014).	38
FIGURA 5 - REGISTOS DA VENDAS E QUEBRAS DAS LOJAS SELECIONADAS – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	50
FIGURA 6 - LISTA DE ARTIGOS DA FAMÍLIA DAS CARNES – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	50
FIGURA 7 - EXEMPLO DE ARTIGOS DE AÇÃO EM FUNÇÃO DO SORTIDO – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	51
FIGURA 8 - ARTIGOS SELECIONADOS PARA ANÁLISE – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	51
FIGURA 9 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DAS COSTELETAS CACHAÇO, PELAS LOJAS 259 E 420– FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	53
FIGURA 10 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DAS COSTELETAS CACHAÇO, PELAS LOJAS 287 E 267 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	54
FIGURA 11 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DAS COSTELETAS CACHAÇO, PELA LOJA 246 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	54
FIGURA 12 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DO BIFE DE FRANGO, PELAS LOJAS 259 E 420 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	55
FIGURA 13 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DO BIFE DE FRANGO, PELAS LOJAS 287 E 267 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	55
FIGURA 14 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DO BIFE DE FRANGO, PELA LOJA 246 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	55
FIGURA 15 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DO BIFE DE ALCATRA DE NOVILHO, PELAS LOJAS 259 E 420 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	56
FIGURA 16 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DO BIFE DE ALCATRA DE NOVILHO, PELAS LOJAS 287 E 267 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	56
FIGURA 17 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DO BIFE DE ALCATRA DE NOVILHO, PELA LOJA 246 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	56
FIGURA 18 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DA SALSA EMBALADA, PELAS LOJAS 259 E 420 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	57
FIGURA 19 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DA SALSA EMBALADA, PELAS LOJAS 287 E 267 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	57
FIGURA 20 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DA SALSA EMBALADA, PELA LOJA 246 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	57
FIGURA 21 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DA PERNINHA DE FRANGO, PELAS LOJAS 259 E 420 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	58
FIGURA 22 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DA PERNINHA DE FRANGO, PELAS LOJAS 287 E 267 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	58

FIGURA 23 - REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DAS CAIXAS PEDIDAS E VENDIDAS DA PERNINHA DE FRANGO, PELA LOJA 246 – FONTE AUTORIA PRÓPRIA.	58
FIGURA 24 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DO ARTIGO 1100 DA LOJA 420 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	61
FIGURA 25 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DO ARTIGO 2450 DA LOJA 420 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	62
FIGURA 26 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DO ARTIGO 3520 DA LOJA 420 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	62
FIGURA 27 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DO ARTIGO 9136 DA LOJA 420 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	62
FIGURA 28 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DO ARTIGO 5902711 DA LOJA 420 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	63
FIGURA 29 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DA LOJA 246 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	64
FIGURA 30 - REPRESENTAÇÃO DOS FATORES SAZONAIS DA LOJA 259 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	64
FIGURA 31 - TESTE DE MODELOS DE PREVISÃO AOS ARTIGOS DA LOJA 246 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	66
FIGURA 32 - TESTE DE MODELOS DE PREVISÃO AOS ARTIGOS DA LOJA 259 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	67
FIGURA 33 - TESTE DE MODELOS DE PREVISÃO AOS ARTIGOS DA LOJA 267 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	67
FIGURA 34 - TESTE DE MODELOS DE PREVISÃO AOS ARTIGOS DA LOJA 287 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	68
FIGURA 35 - TESTE DE MODELOS DE PREVISÃO AOS ARTIGOS DA LOJA 420 – FONTE: AUTORIA PRÓPRIA.	68

Índice de Tabelas

TABELA 1 - REVISÃO DE ARTIGOS RELACIONADOS COM ANÁLISE DE PROCESSOS E PREVISÃO DE VENDAS	31
TABELA 2 - TESTE T PARA 2 AMOSTRAS INDEPENDENTES DO ARTIGO 1100 NAS 5 LOJAS SELECIONADAS	52
TABELA 3 - REPRESENTAÇÃO DO AUMENTO DE CAIXAS VENDIDAS (%), REFERENTE ÀS PROMOÇÕES	53
TABELA 4 - RESULTADOS DO TESTE T PARA 2 AMOSTRAS EMPARELHADAS DOS ARTIGOS EM CADA UMA DAS 5 LOJAS	60
TABELA 5 – ENUMERAÇÃO, DESCRIÇÃO E ESTADO DE IMPLEMENTAÇÃO DAS SOLUÇÕES DE MELHORIA APRESENTADAS	74

Índice

RESUMO	IX
ABSTRACT	XI
LISTA DE SÍMBOLOS E ABREVIATURAS	XIII
GLOSSÁRIO DE TERMOS	XV
ÍNDICE DE FIGURAS	XVI
ÍNDICE DE TABELAS	XIX
1 INTRODUÇÃO	25
1.1 - Enquadramento do Trabalho	25
1.2 - Objetivos do Trabalho	25
1.3 - Metodologia de Trabalho	26
1.4 - Apresentação da empresa Lidl & CIA	27
1.5 - Conteúdo e organização da dissertação	28
2 REVISÃO DE LITERATURA E ENQUADRAMENTO TEÓRICO.....	31
2.1 - Introdução	31
2.2 - Análise e Melhoria de Processos e Previsão de Vendas.....	31
2.3 - Promoção de Vendas e Baixas de Preço sem publicidade	34
2.4 - Previsão	35
2.4.1 - Modelo de séries temporais	37
2.4.2 - Métodos de Alisamento exponencial	40
2.4.3 - Método de Holt Winters.....	41
2.4.4 - Modelos ARIMA.....	43

2.4.5 - Modelos de Regressão Linear	44
2.4.6 - Critérios dos Métodos de Previsão	46
3 CASO DE ESTUDO	49
3.1 - Seleção de Lojas modelo	49
3.2 - Seleção de Artigos para análise.....	50
3.3 - Análise e investigação prática	51
3.4 - Discussão de Resultados	69
4 CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS	73
4.1 - Principais contributos do trabalho	73
4.2 - Valor acrescentado da dissertação para o departamento de Gestão de Ordem de Mercadoria	75
4.3 - Proposta de trabalhos futuros	75
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	79
APÊNDICES	85
Apêndice A - Comportamento semanal dos artigos da Loja 246	85
Apêndice B- Comportamento semanal dos artigos da Loja 259	86
Apêndice C - Comportamento semanal dos artigos da Loja 267	87
Apêndice D - Comportamento semanal dos artigos da Loja 287	88

1- INTRODUÇÃO

1.1 - Enquadramento do Trabalho

1.2 - Objetivos do Trabalho

1.3 - Promoção de Vendas e Baixas de Preço sem publicidade

1.4 - Apresentação da empresa Lidl & CIA

1.5 - Conteúdo e organização da dissertação

1 INTRODUÇÃO

Esta dissertação de mestrado encontra-se inserida na Unidade Curricular de Dissertação/Estágio do Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial, do departamento de Engenharia Mecânica, do Instituto Superior de Engenharia do Porto (ISEP).

Neste capítulo dá-se a contextualização do projeto, enumeram-se os objetivos propostos, refere-se a metodologia de trabalho utilizada para o desenvolvimento do projeto, refere-se a organização do relatório e dá-se a apresentação da empresa onde foi realizada a presente dissertação.

1.1 - Enquadramento do Trabalho

O setor da Distribuição Alimentar evoluiu consideravelmente nos últimos anos com o objetivo de aumentar a oferta de produtos à população geograficamente dispersa. Como tal, este setor tornou-se cada vez mais competitivo, daí a análise e previsão de vendas ser cada vez mais imprescindível, não só para ajudar a empresa a acompanhar toda a dinâmica competitiva, mas também para fazê-la crescer, (Jallais et al 1993; La Londe 1993; Lindon et al 2004; Ratto 2008; Rosenbloom 2002; Rousseau 2008).

Tanto o aumento de vendas como a diminuição de roturas e quebras das lojas são processos bastante complexos e flexíveis, pressupondo sempre diversos aspetos a melhorar, com o intuito de se obter sempre melhores resultados.

A presente dissertação realizou-se na empresa Lidl & CIA, nomeadamente no departamento de gestão de ordem de mercadoria (GOM). Este departamento é responsável pela gestão dos stocks do entreposto logístico, assim como, por toda a análise e gestão de atribuições da mercadoria para as lojas. O presente trabalho aborda estudos estatísticos e previsões das vendas de artigos e lojas selecionadas, tendo sido utilizado o *Software* estatístico SPSS, como ferramenta de trabalho, neste projeto.

1.2 - Objetivos do Trabalho

Após a apresentação do departamento da empresa Lidl & CIA, que envolveram diversos planos de formação, definiram-se os seguintes objetivos de trabalho:

- Melhoria e otimização de processos de gestão e previsão de vendas;

- Análise de impacto de ações promocionais;
- Análise de comportamento e sazonalidade de artigos e lojas;
- Análise e investigação da relação entre os pedidos de loja e as vendas.

Paralelamente aos objetivos anteriores, pretende-se que toda a equipa do departamento seja recetiva à partilha de conhecimento e aplicação de novas ideias.

1.3 - Metodologia de Trabalho

A metodologia utilizada foi desenvolvida no âmbito do estágio curricular, abordando as seguintes fases:

- Revisão bibliográfica sobre métodos de previsão;

Realizou-se, inicialmente, uma revisão bibliográfica que aborda os métodos de previsão em diferentes contextos da indústria, assim como outras análises estatísticas e processos de melhoria no setor de distribuição alimentar. Esta pesquisa/revisão visa essencialmente adaptação de casos teóricos e exemplos práticos à realidade da empresa Lidl & CIA.

- Mapeamento do processo de vendas das lojas e dos artigos da empresa;

Efetuuou-se o mapeamento dos processos de vendas das lojas que constituem a regional e dos artigos que constituem a área das carnes, com o intuito de conhecer melhor todo o processo de gestão e análise da mercadoria.

- Planeamento das hipóteses de investigação;

Nesta fase planeou-se quais os cenários e as respetivas hipóteses que se pretende investigar, com o intuito de se desenvolver, posteriormente, um plano de melhoria, que surge em função da necessidade das oportunidades identificadas.

- Implementação das ações e análise de resultados;

Nesta fase efetuou-se a implementação das ações planeadas na fase anterior e efetuou-se a análise de avaliação dos resultados obtidos;

- Conclusões e proposta de trabalhos futuros;

Nesta fase efetuou-se as conclusões do projeto e apresentou-se as sugestões de melhoria para trabalhos futuros.

1.4 - Apresentação da empresa Lidl & CIA

Em Portugal, a distribuição alimentar caracteriza-se pela diminuição do peso relativo dos espaços tradicionais (mercearias, pequenas lojas, ...) e pelo crescimento dos super e hipermercados. Esta transformação iniciou-se na década de 90, através de fatores como a grande diversidade e variedade da oferta alimentar e não alimentar, preços mais baixos que nos espaços tradicionais, promoções, horário alargado, entre outros, conduzindo ao sucesso deste tipo de cadeia de distribuição.

O projeto descrito nesta dissertação foi realizado na empresa Lidl.

A Lidl é uma empresa alemã no ramo distribuição alimentar e encontra-se bem implementada na Europa, estando presente em 30 países com cerca de 10.000 lojas e mais de 375.000 colaboradores.

A origem da empresa remonta aos anos 30, quando fundada por Josef Schwarz, no sul da Alemanha, chamando-se inicialmente *Lebensmittel - Sortimentsgrosshandlung*.

O nome Lidl surge quando o filho de Josef Schwarz, Dieter Schwarz, compra os direitos de utilização do apelido de um antigo parceiro de negócios do pai, Ludwig Lidl, por 1.000 marcos alemães, assegurando o uso da marca desde então.



Figura 1- Loja Lidl em Portugal – Fonte: Lidl 2019

Após a abertura das primeiras lojas na zona de *Ludwigshafen*, no início dos anos 70, seguiu-se a expansão na Alemanha até ao final dos anos 80. A internacionalização começou no início dos anos 90 e, atualmente, existem lojas Lidl em quase todos os países da Europa e também noutros continentes, nomeadamente nos Estados Unidos. Chegou a Portugal em 1995, revolucionando-se o setor de distribuição alimentar.

Atualmente, conta com mais de 6500 trabalhadores e mais de 250 lojas espalhadas pelo país.

A Lidl pertence ao grupo *Schwarz*, um dos cinco maiores retalhistas a nível mundial, do qual também faz parte a cadeia *Kaufland*.

1.5 - Conteúdo e organização da dissertação

A presente dissertação encontra-se estruturada em 5 capítulos:

No primeiro capítulo, “Introdução”, é efetuada a contextualização do caso de estudo, sendo definida a sua estrutura física e os seus objetivos. É definida também a metodologia do trabalho, que será a base para os capítulos seguintes. Neste capítulo faz-se, também, uma introdução à empresa “Lidl & CIA”, referindo-se um pouco da sua história e da sua dimensão tanto no mercado português como no resto do mundo, no âmbito da distribuição alimentar.

No segundo capítulo, “Revisão de Literatura E Enquadramento Teórico”, é efetuada toda a abordagem teórica que pressupõe a base de fundamentação das ações de investigação e análise do caso de estudo.

O terceiro capítulo, “Caso de Estudo”, inclui o enquadramento da área da empresa que irá ser analisada e, seguidamente, são definidas as hipóteses de investigação. Posteriormente, é feita uma seleção de artigos e lojas que vão constar nas análises estatísticas do projeto. No final, são expostos e explicados os resultados da investigação.

Finalmente no quarto capítulo, “Conclusões e Propostas de Trabalhos Futuros” são apresentadas todas as conclusões finais e reflexões sobre o trabalho desenvolvido. Neste capítulo são também mencionadas quais as principais dificuldades sentidas na realização do trabalho, e qual o plano de ações que prevê a continuidade dos processos de investigação no futuro e aplicação prática de medidas de melhoria na empresa.

É, também, mencionada toda a bibliografia citada ou consultada durante o projeto, seguida dos apêndices inerentes ao mesmo.

2- REVISÃO DE LITERATURA E ENQUADRAMENTO TEÓRICO

2.1 - Introdução

2.2 - Análise e melhoria de processos

2.3 - Promoção de Vendas e Baixas de Preço sem publicidade

2.4 - Previsão

2 REVISÃO DE LITERATURA E ENQUADRAMENTO TEÓRICO

2.1 - Introdução

Atualmente as organizações estão inseridas num ambiente cada vez mais competitivo. Como tal, a melhoria contínua, de processos e produtos, torna-se essencial para as empresas acompanharem a evolução do mercado, pois um ano sem evoluir é um ano ganho pela concorrência (Juran, 1988).

No ramo de distribuição alimentar, é essencial definir uma previsão de vendas. Esta previsão tem influência direta nos perfis de compras, por parte dos gestores, e é preponderante para definir a estratégia de distribuição de mercadoria pelas lojas, com o intuito de satisfazer ao máximo o cliente (Rousseau, 2008; La Londe, et al. 1993).

2.2 - Análise e Melhoria de Processos e Previsão de Vendas

Inicialmente realizou-se uma pesquisa de literatura relacionada com o tema, onde foi possível encontrar diversos trabalhos no âmbito de Análise e Melhoria de Processos, assim como, Previsão de Vendas, (ver Tabela 1), onde foram aplicados diferentes métodos de previsão que permitiram prever e resolver casos distintos.

Tabela 1 - Revisão de Artigos relacionados com Análise de Processos e Previsão de Vendas

Referências Bibliográficas	Descrição do Trabalho
(Li, 2017)	Neste trabalho foi realizado um estudo sobre vendas de automóveis nos Estados Unidos, baseado na teoria da rã fervida. Este projeto conduziu a análises de regressão de séries temporais em 96 observações em 24 anos, o que de alguma forma limitou a precisão das previsões do projeto devido à elevada variabilidade presente na amostra e uma maior variância estimada. Concluiu-se que os estudos de previsão das vendas de automóveis são afetados por variáveis que apresentam grande desfasagem, nomeadamente a taxa de desemprego.

-
- (Zhang, Zhong, Geng, & Jiang, 2017) Neste trabalho foi realizado um estudo de previsão de venda de veículos elétricos na China. Foram efetuadas previsões, a curto e a longo prazo, de dois tipos de veículos: os elétricos (BEV's) e os híbridos plug-in (PHEV's). Fatores como o preço de produção, preço final do veículo, preço do combustível, entre outros, foram contabilizados nos modelos de previsão. Os resultados mostram que o modelo vetorial autorregressivo é consideravelmente adequado para o caso em questão, verificando-se uma tendência crescente das vendas mensais dos dois tipos de veículos, tanto a curto como a longo prazo.
-
- (Doganis, Alexandridis, Patrinos, & Sarimveis, 2006) Neste trabalho foi apresentada uma estrutura completa para o desenvolvimento de modelos de séries temporais. Trata-se de uma metodologia particularmente útil para produtos com prazos de validade curtos baseada no registo de vendas reais. Os resultados demonstraram a eficiência do método, que combina redes neurais e um algoritmo genético, em comparação com outros métodos de previsão.
-
- (Thomassey, 2010) Neste trabalho são analisados fatores que tornam uma empresa na indústria têxtil competitiva no mercado. A forte sazonalidade de vendas, o grande número de artigos e a falta de dados históricos, são algumas das restrições que são incluídas nos métodos de previsão específicos deste tipo de indústria. Conclui-se que as empresas devem, inicialmente, implementar um sistema de previsão adequado e, posteriormente, devem procurar reestruturar e repensar as suas ofertas, para reduzir os prazos de entrega e as quantidades mínimas de encomenda. Erros nas previsões iniciais pressupõe aumentos do nível de stock e a perda de vendas.
-
- (Frank, Garg, Raheja, & Sztandera, 2003) Neste trabalho foram analisadas duas abordagens de previsão de vendas de vestuário feminino: modelação estatística de séries temporais e redes neuronais artificiais (RNA). Conclui-se que a análise de séries temporais foi bastante eficaz na previsão de vendas. O modelo de três parâmetros de Winters foi o que apresentou melhores resultados em previsão de vendas. O modelo RNA foi o que apresentou melhor resultado em termos de R2. Todos os modelos estudados apresentam elevado nível de ruído, devido à existência de vários *outliers*.
-
- (Nogales, Contreras, Conejo, & Espínola, 2002) No âmbito do mercado de eletricidade foi elaborada uma previsão de preços realizando-se estudos baseados nos mercados da eletricidade em Espanha e na Califórnia. Foram utilizados dois modelos de previsão: regressão dinâmica e função de transferência. Conclui-se que o mercado espanhol apresenta maior instabilidade devido à maior proporção de *outliers* e ao menor grau de competição, revelando-se um mercado mais difícil de prever.
-
- (Schneider, 2015) Neste trabalho fez-se uma previsão de vendas de produtos novos usando dados numéricos e textuais contidos nas avaliações de consumidores. O modelo aplicouse para prever vendas de uma semana de antecedência para computadores tablet existentes e recém-introduzidos. Os resultados mostram que o desempenho preditivo da abordagem proposta para ambas as tarefas é forte e significativamente melhor do que qualquer um dos modelos que ignoram o conteúdo textual de avaliações de consumidores.
-

		Além disso, a abordagem é fácil de ser aplicada nas categorias de produtos e prontamente escalável para conjuntos de dados muito maiores.
(Oladebeye & Ejiko, 2015)		Neste trabalho realizou-se o desenvolvimento dum método de previsão de séries de Fourier para prever o volume de vendas de uma empresa de manufatura. O teste e a validação do modelo desmontaram grande correlação com as vendas reais, apresentando, então, grande nível de confiabilidade e eficácia. Conclui-se também que o modelo pode ser adaptado a todo o tipo de empresas que apresentam vendas com sazonalidade.
(Scherer, 2018)		Neste trabalho foi previsto o volume de vendas mensal dum produto têxtil. Para a previsão foi utilizada uma rede neural <i>feedforward</i> . Os dados das vendas dos meses anteriores foram utilizados para testar inicialmente o modelo. Conseguiu-se previsões de vendas muito eficazes conferindo grande nível de confiança para a gestão da empresa.

2.3 - Promoção de Vendas e Baixas de Preço sem publicidade

Segundo Kotler & Keller (2006), as promoções de vendas são uma estratégia de marketing, projetada para estimular a compra mais rápida ou em maior quantidade por parte do consumidor, com o intuito de atrair novos clientes e manter a satisfação dos que já o são.

Os consumidores efetivos são incentivados a compras em maiores quantidades, já os não consumidores são incentivados a experimentar o produto com o intuito de se fidelizarem com o mesmo.

São utilizadas ferramentas de incentivo como a redução de preço, cupões, desconto de quantidade, amostras, demonstrações, cartões de fidelização, entre outras, que potenciam algumas vantagens, como o aumento de faturação, vantagem relativamente à concorrência, oportunidade de pesquisa de mercado e regularização de stock.

Os incentivos mencionados anteriormente são maioritariamente a curto prazo (Blattberg & Neslin, 1989; Crescitelli & Ogden, 2007).

Gedenk, Neslin, & Ailawadi (2006) referem que a atividade promocional se tornou um elemento fulcral na estratégia, sendo eficaz quer no consumidor, quer no canal de distribuição.

Kotler & Keller (2006) referem também que o facto de uma promoção de vendas estar inserida na estratégia, esta deve implicar que os objetivos sejam bem definidos e que haja pré-seleção de ferramentas. Todo o projeto deve ser desenvolvido, testado, controlado e avaliado antes da sua implementação. A ineficiência da conceção de uma promoção pode comprometer o sucesso da mesma, isto é, nem sempre um grande investimento implica o melhor retorno.

Por vezes a má adaptação à altura do ano ou à região são fatores que podem comprometer uma promoção no retorno desejado. Por outro lado, a simplicidade e sintonia com as motivações comuns do público estão presentes nas promoções bem-sucedidas.

O conceito de promoção é muitas vezes utilizado com o principal objetivo de divulgar ou reforçar o valor da marca, tal como afirmam (Crescitelli & Ogden, 2007).

No entanto, nem sempre as baixas de preço envolvem ações de divulgação ou publicidade. Este tipo de reduções espontâneas de preço sem publicidade, têm como principal objetivo o escoamento de stock tanto nas lojas, como no entreposto. Trata-se de uma tentativa pontual de evitar grandes quebras de mercadoria, que implicam prejuízo para a empresa. Este conceito é fundamentalmente utilizado em artigos de validade curta, como é o caso da carne, peixe, fruta e legumes.

2.4 - Previsão

O crescimento do nível de competitividade entre empresas e organizações é cada vez mais acentuado. Por isso, as previsões desempenham, cada vez mais, um papel de grande importância na gestão da cadeia de abastecimento. Wong & Guo (2010) chegam mesmo a afirmar que a viabilidade de uma empresa é dependente da eficiência e da precisão das previsões. Já Enders (2010) e Pindyck & Rubinfeld (1998) defendem que as previsões permitem as empresas saberem quais os seus limites e barreiras, qual a força, a esperança e as expectativas a depositar nas suas ações da gestão.

No setor industrial, geralmente, a ação de prever vendas ou procura, são, na prática, equivalentes, desde que as vendas não sejam limitadas pela falta de stock. É, portanto, frequente referir-se tanto a vendas como procura da mesma forma, sendo estas sinónimos no contexto de estudo, atendendo à sua relação, (Armstrong & C.Green, 2005). Caiado (2016) afirma que a previsão consiste na extrapolação dos comportamentos futuros a partir dos dados históricos do passado.

Os métodos de previsão podem ser divididos em métodos de carácter quantitativo e qualitativo.

Métodos Qualitativos

A abordagem qualitativa é utilizada em situações de inexistência ou irrelevância de dados, dispensando, portanto, dados quantificados, baseando-se em opiniões de pessoas com experiência e conhecimento na matéria. Estes métodos são importantes no caso de novas indústrias ou lançamento de novos produtos, onde a utilidade dos métodos quantitativos é pouco relevante devido à inexistência de dados históricos.

A utilização desta perspetiva pode ser considerada uma boa alternativa em caso de existirem alterações bastante significativas no histórico de vendas.

Tal como referido anteriormente, esta abordagem de previsão pode basear-se na opinião de pessoas, nomeadamente, executivos e especialistas que se reúnem, analisam e tomam uma decisão. Por outro lado, a opinião dos vendedores é também bastante relevante, no sentido em que estes estão, permanentemente, em contacto com os clientes, tendo acesso direto às críticas, opiniões e intuições.

Segundo Armstrong & C.Green (2005), os métodos qualitativos devem ser utilizados seguindo uma padronização bem definida, respeitando um conjunto de regras através da utilização de métodos como Delphi, simulações, análises conjuntas e analogias estruturadas. A título de exemplo, as simulações são bastante úteis na avaliação de soluções e cenários futuros. Contudo, as indicações retiradas das simulações, não dispensam o registo de alerta de possíveis erros ou incertezas, com o intuito de possibilitar uma melhor calibragem do modelo.

Historicamente, são os métodos de previsão mais utilizados (Mentzer & Cox Jr., 1984). Ballou (2004) atenta ao facto de que, por ser um método de natureza não científica é difícil conseguir uma padronização e validação em termos de rigor ou exatidão.

Ainda assim, esta abordagem pode ser combinada com métodos estatísticos.

Métodos Quantitativos

Utiliza-se uma abordagem quantitativa quando existem dados históricos numéricos disponíveis ao ponto de possibilitar identificar padrões de comportamento no espaço temporal.

Segundo Gonçalves (2010), esta abordagem urge em identificar padrões nos dados históricos e transpor este padrão para o futuro.

Neste trabalho, será utilizada a abordagem quantitativa, uma vez que são conhecidos valores de vendas do passado de todas as lojas e artigos.

Os modelos quantitativos podem ser divididos em modelos causais e modelos de séries temporais.

Métodos quantitativos causais

Nos métodos causais procura-se efetuar a relação entre a variável explicada, com base nos dados históricos, com uma ou mais variáveis relacionadas que possam definir o seu comportamento. São, normalmente, utilizadas técnicas de estatísticas de regressão.

Parte-se do princípio da continuidade, no sentido em que quando ocorre alteração nas variáveis independentes, a variável dependente irá ser afetada de uma forma previsível. Estas variáveis de previsão descrevem as forças que causam ou conduzem os valores da variável de interesse. Um exemplo seria usar dados de vendas de casas como meio de prever vendas de móveis, (Montgomery, Jennings, & Kulahci, 2008).

Ocorrem com frequência variações na variável dependente que são imprevisíveis, e que não se podem explicar pelas variáveis independentes. Por isso, é incluído no modelo um fator erro, para representar os efeitos aleatórios que não explicados pelas variáveis independentes e que afetam a variável dependente.

Estes métodos são os mais adequados para definição de políticas e tomadas de decisão. Segundo Ballou (2004), deve-se utilizar métodos qualitativos juntamente com métodos quantitativos, uma vez que as variáveis causais são difíceis de serem encontradas, e mesmo quando são, a previsão tende em ser muito baixa.

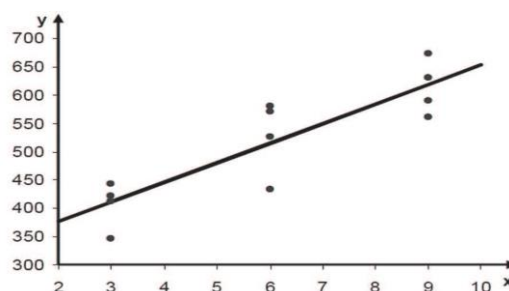


Figura 2- Representação de valores observados entre duas variáveis X e Y, que permitem estabelecer uma relação linear entre elas - FONTE: AA. Flambó (2010).

2.4.1 - Modelo de séries temporais

Segundo Papadourakis, Spanoudakis, & Gotsias (1993), os modelos de séries temporais buscam padrões nas observações do passado de modo a projetar resultados do futuro, ao contrário dos modelos de regressão.

Para a aplicação deste modelo é fundamental a existência de dados referentes ao comportamento passado da variável a prever.

O estudo de uma série temporal tem como objetivo identificar nos dados analisados, um padrão de comportamento. Murteira, Muller & Turkman (2000) identificam alguns exemplos deste tipo de séries como a cotação diária de ações, a venda semanal de um produto, o lucro anual de uma empresa, a temperatura mínima, máxima e média de uma cidade.

Decomposição de séries temporais

Segundo Murteira et al. (2000), as séries temporais podem ser decompostas nas seguintes componentes: Tendência, sazonalidade, ciclicidade e ruído branco.

Tendência (*trend*)

A tendência descreve-se como a inércia da sucessão, isto é, variação “em média” ao longo do tempo, descrevendo movimentos que se manifestam suavemente e consistentemente durante períodos longos, (Murteira et al., 2000).

Esta componente demonstra o comportamento da série (crescente, decrescente ou constante), representando assim, um possível crescimento, redução ou estabilidade, ao longo do período de tempo. A figura 3 representa um exemplo de uma tendência crescente.



Figura 3 - Representação da tendência observada da população residente em Portugal entre 1900 e 2001 – FONTE: CENSOS (2001).

Sazonalidade

A sazonalidade corresponde às variações em torno da tendência que ocorrem com periodicidade curta, (iguais ou inferiores a 1 ano), isto é, variações que se repetem consecutivamente, durante o período temporal. Podem ter causas naturais (estações do ano) ou causas sociais (usos, costumes, tradições, disposições fiscais, etc.).

A figura 4, representa um exemplo de uma série sazonal.

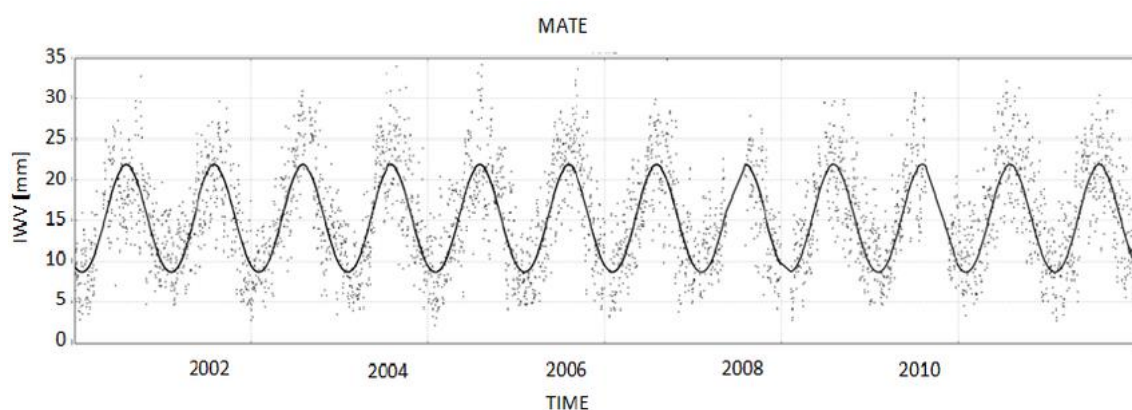


Figura 4 - Representação de uma série sazonal referente a valores medidos de vapor de água integrado (IWV) em função do tempo - Fonte: Szafrank et al. (2014).

Ciclicidade

A ciclicidade corresponde a variações com carácter periódico, no entanto, a periodicidade nem sempre segue um padrão rígido. Podem ter causas naturais ou causas sociais. As causas naturais associam-se quase sempre a estações do ano com efeito significativo em áreas como a agricultura, turismo etc. As causas sociais estão relacionadas com usos, costumes, tradições sociais etc, (Murteira et al., 2000).

Os ciclos longos são difíceis de separar da tendência, enquanto os ciclos curtos são difíceis de separar do ruído.

Ruído Branco

O Ruído Branco é uma componente de efeito aleatório e representa tudo o que não pode ser atribuído às outras componentes. Apresenta um papel bastante importante nos modernos modelos probabilísticos a introduzir oportunamente.

Decomposição de modelos

Pellegrini (2000) refere que uma série temporal pode ser representada separadamente pelos seus componentes. A decomposição passa pela observação e separação dos vários padrões existentes na série temporal (tendência, sazonalidade, ciclicidade e ruído branco).

Podem enumerar-se duas clássicas de decomposição: decomposição aditiva e decomposição multiplicativa.

Os métodos de decomposição, através da separação e análise individual dos componentes da série temporal, permitem maior precisão nas observações.

Modelo Aditivo

No modelo aditivo a série temporal resulta da soma das suas componentes, tal como está representado na seguinte equação:

$$x_t = T_t + S_t + C_t + \varepsilon_t \quad (1)$$

Onde:

x_t – representa o valor observado no instante t da série;

T_t – representa a tendência da série;

S_t – representa a sazonalidade da série;

C_t – representa a ciclicidade da série;

ε_t – representa o ruído branco da série.

Neste modelo não existe interdependência das componentes, e admite-se que o ruído branco tem média nula. A sazonalidade é estável relativamente à tendência. As oscilações periódicas em torno da tendência estão estabilizadas.

Modelo Multiplicativo

O modelo multiplicativo resulta de uma modelação da série temporal como sendo um produto das suas componentes, através da seguinte equação:

$$x_t = T_t * S_t * C_t * \varepsilon_t \quad (2)$$

Neste modelo, as componentes da série são interdependentes e admite-se que o ruído branco é positivo e tem média de 1.

A sazonalidade é proporcional ao nível da tendência e admite-se que as oscilações periódicas em torno da tendência aumentam ou diminuem de amplitude consoante o nível da tendência.

2.4.2 - Métodos de Alisamento exponencial

Os métodos de alisamento exponencial, também designados por métodos de amortecimento ou suavização exponencial, utilizam combinações ponderadas das observações do passado para efetuar previsões. Segundo (Hyndman et al. (2002) existem 15 métodos diferentes de alisamento exponencial.

Utiliza-se este método para técnicas de inventário, estimar consumos, planeamento de produção, vendas, etc, devido à sua simplicidade e precisão, (Pellegrini, 2000).

Diz-se alisamento exponencial devido ao facto do peso das observações ser exponencialmente decrescente de acordo com a antiguidade das mesmas, isto é, quanto mais recente for a observação, maior é o seu respetivo peso, (Caiado, 2011; Gardner, 2006; Hyndman & Athanasopoulos, 2012).

Outro fator característico deste método é o facto de ser necessário atribuir valores iniciais com estimativas sustentáveis.

De todos os métodos pode-se destacar o alisamento exponencial simples e o alisamento exponencial Holt-Winters.

Alisamento exponencial simples

O alisamento exponencial simples define-se como a combinação linear de todas as observações conhecidas, prestando mais relevância às observações mais recentes. Utiliza-se este método para séries temporais sem sazonalidade e sem tendência. A representação deste modelo é dada por (Makridakis & Spyros, 1998):

$$F_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha)F_t \quad (3)$$

Na fórmula:

- F_{t+1} representa o valor previsto para o instante t+1;
- Y_t representa o valor observado na série temporal no instante t;
- F_t representa o valor da previsão realizada para o instante t;
- α é uma constante de alisamento que assume valores entre 0 e 1. Quando o α assume valores perto de 1, o peso das observações mais recentes será maior. Por outro lado, quando α assume valores mais perto de 0, está-se perante estimativas mais estáveis, isto é, a nova previsão está próxima da previsão anterior.

Pode-se calcular a fiabilidade da previsão através da expressão que define o erro implícito associado:

$$e_t = Y_t - F_t \quad (4)$$

O valor da previsão será mais preciso quanto menor for o erro calculado.

2.4.3 - Método de Holt Winters

O método de Holt-Winters é um método de alisamento exponencial que permite elaborar previsões baseado nas seguintes componentes: Tendência, sazonalidade e crescimento, (Makridakis & Spyros, 1998).

Este método pode ser dividido em dois modelos que se diferem na componente da sazonalidade: modelo aditivo e modelo multiplicativo.

Modelo Aditivo

O modelo aditivo é utilizado quando se está perante uma sazonalidade com variação constante ao longo do tempo, ou seja, a diferença entre o maior e o menor valor da procura mantêm-se relativamente constantes, (Pellegrini, 2000).

Makridakis & Spyros (1998) definem o modelo com as seguintes equações:

$$\text{Nível: } L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (5)$$

$$\text{Tendência: } b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (6)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (7)$$

$$\text{Previsão para } m \text{ períodos futuros: } F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (8)$$

Onde:

L_t – Representa o nível da série no instante t

b_t – Representa o declive da tendência no instante t

S_t – Representa o fator sazonal no instante t

α – Representa a constante de amortecimento do nível, $0 \leq \alpha \leq 1$

β – Representa a constante de amortecimento da tendência, $0 \leq \beta \leq 1$

γ – Representa a constante de amortecimento do fator sazonal, com $0 \leq \gamma \leq 1$

s – Representa o número de unidades de tempo incluídas em cada ciclo de sazonalidade

m – Representa o horizonte de previsão

Modelo Multiplicativo

No modelo multiplicativo, a amplitude sazonal aumenta ou diminui em função do tempo, (Pellegrini, 2000).

Tal como nos outros métodos de alisamento exponencial, é necessário a atribuição de valores iniciais que devem ser considerados.

Makridakis & Spyros (1998) definem o modelo com as seguintes equações:

$$\text{Nível: } L_t = \alpha \left(\frac{Y_t}{S_{t-s}} \right) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (9)$$

$$\text{Tendência: } T_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (10)$$

$$\text{Sazonalidade: } S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s} \quad (11)$$

$$\text{Previsão para } m \text{ períodos futuros: } F_{t+m} = (L_t + b_t m) * S_{t-s+m} \quad (12)$$

As componentes das equações do modelo multiplicativo são as mesmas do modelo aditivo e já se encontram explicadas acima.

À semelhança de outros modelos de alisamento exponencial, as componentes da série são estimadas em função de observações passadas. Como referido anteriormente no método de alisamento exponencial simples, as constantes de amortecimento de ambos os modelos de Holt Winters atribuem maior peso às observações mais recentes.

2.4.4 - Modelos ARIMA

Os modelos de Box-Jenkins, que podem também ser denominados por Modelos Autoregressivos Integrados de Média Móvel (ARIMA), são modelos quantitativos de previsão e apareceram em 1970, através de George Box e Gwilm Jenkins, (Box, Jenkins, & Reinsel, 1994).

À semelhança dos métodos anteriores, este possui apenas uma variável e descreve o comportamento da mesma com base nos seus valores passados, (Brockwell & Davis, 1991).

Os modelos ARIMA encontram-se representados por ARIMA (p, d, q) . Neste contexto o parâmetro p diz respeito ao número de termos autorregressivos, o parâmetro d está relacionado com o número de diferenciação a partir da qual a série se torna estacionária e o parâmetro q está relacionado com o número de médias móveis (Box et al., 1994; Gilbert, 2005). Em suma, o modelo é composto pela junção de três componentes: a componente autorregressiva (AR), a componente da diferenciação (I) e ainda a componente das Médias Móveis (MA), (Valipour, Banihabib, & Behbahani, 2013).

A estacionariedade numa série temporal apresenta média e variância constantes e covariância sem variar com o tempo e depende apenas do desfasamento temporal. Assim, a diferenciação utiliza-se para desfazar a série temporal num determinado número de instantes com o intuito de estabilizar a média da série, (Box et al., 1994). Assim, representa-se a primeira diferenciação numa série temporal Y_t , pela diferenciação entre valores consecutivos: Y_t e Y_{t-1}

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} \quad (13)$$

Para representação do modelo numa forma mais concisa é utilizado o operador de atraso, B , o qual é responsável por atrasar as séries temporais em d instantes, ou seja: $B^d Y_t = Y_{t-d}$, resultando a primeira diferenciação em $\Delta Y_t = (1 - B) Y_t$, (Gilbert, 2005).

Depois da primeira diferenciação, se a série não estiver estabilizada é necessário diferenciar-se até que esta fique estacionária. A diferenciação de 2ª ordem é:

$$\Delta^2 Y_t = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1} = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} = (1 - B)^2 Y_t \quad (14)$$

Após a diferenciação da série estacionária $(1 - B)^d Y_t$, com $d \geq 1$, aplica-se o modelo ARMA (p, q) . A expressão do modelo ARIMA (p, d, q) define-se por:

$$(1 - \varphi_1 B - \dots - \varphi_p B^p)(1 - B)^d Y_t = \mu + (1 - \theta_1 B - \dots - \theta_q B^q) \varepsilon_t \quad (15)$$

$$\varphi(B)(1 - B)^d Y_t = \mu + \theta(B) \varepsilon_t$$

Na equação acima, $\theta_1, \dots, \theta_q$, são os parâmetros de médias móveis e ε_t representa os erros do modelo, (Valipour et al., 2013).

Tal como mencionado anteriormente, os modelos ARIMA são representados pelos parâmetros (p, d, q) , no entanto, o modelo pode também ser descrito como ARIMA $(p, d, q) (P, D, Q)_m$. Assim, apesar dos parâmetros apresentarem o mesmo significado individualmente, a parte minúscula corresponde à parte não sazonal e a parte maiúscula à parte sazonal, (Box et al., 1994).

No caso de existência de um ou dois parâmetros nulos, o modelo é baseado na componente que apresenta o valor diferente de zero, como por exemplo, o modelo Auto-Regressivo, ARIMA $(1,0,0)$, que é equivalente a um modelo Auto-Regressivo de 1ª ordem ou AR (1) , (Box et al., 1994).

Tal como Caiado (2011) afirma, a modelação consiste em cinco pontos fundamentais: a identificação de modelos, a estimação dos parâmetros dos modelos, a avaliação do diagnóstico, a seleção do melhor modelo e, finalmente, a previsão (se o modelo for adequado).

2.4.5 - Modelos de Regressão Linear

Os modelos de regressão consistem na relação de uma variável a partir das outras. Existem dois tipos de modelos de regressão linear:

- Regressão linear simples: descreve a relação entre uma variável independente X e a uma variável dependente Y , nos seguintes termos descritos por Guimarães & Cabral (2010):

$$Y_n = \alpha + \beta * (X_n - \bar{X}) + \varepsilon_n \quad (16)$$

- Regressão linear múltipla: onde a variável dependente depende de duas ou mais variáveis do processo.

$$Y_n = \alpha + \beta_1 * (X_{1n} - \bar{X}_1) + \dots + \beta_j * (X_{jn} - \bar{X}_j) + \varepsilon_n \quad (17)$$

Onde:

n: representa o índice das observações das variáveis X_1, \dots, X_j e Y ($n=1, \dots, N$)

$(X_{1n}, \dots, X_{Jn}, Y_n)$: representa a n -ésima observação das variáveis X_1, \dots, X_J

\bar{X}_J : representa a média aritmética associada às observações da variável X_J ($\bar{X}_J = \frac{1}{N} * \sum_n X_{Jn}$)

$\alpha, \dots, \beta_1, \dots, \beta_J$: representa os parâmetros fixos da relação linear entre as variáveis X_1, \dots, X_J e Y

ε_n : representa o erro aleatório associado ao valor observado da variável Y_n

Pressupostos dos modelos de Regressão Linear

A validade dos modelos de regressão linear assenta em vários pressupostos que se descrevem de seguida.

Normalidade dos Resíduos:

Os resíduos ε_n apresentam uma distribuição normal.

Este pressuposto pode ser verificado através dos testes de *Shapiro-Wilk* ou *Kolmogorov-Smirnov*, em que a hipótese nula é a seguinte:

H₀= Os resíduos **têm distribuição normal**.

Esta condição também pode ser verificada usando um gráfico de probabilidade normal.

Homocedasticidade:

Os resíduos ε_n apresentam variância σ^2 constante.

Para tal acontecer, não devem existir padrões nos seguintes gráficos:

- Resíduos vs variável independente (x_i, ε_i)
- Resíduos vs valores preditos pelo modelo (\hat{y}_i, ε_i)

Este pressuposto pode ser verificado pelo teste de heterocedasticidade de *Breusch-Pagan*, em que a hipótese nula é:

H₀ = a variância dos resíduos é **constante (Homocedasticidade)**.

Independência dos resíduos:

Os resíduos ε_n são mutuamente independentes (autocorrelação nula).

Este pressuposto pode ser verificado através do Teste de Durbin Watson ou Teste de Breusch Godfrey, em que a hipótese nula é:

H₀ = os resíduos são mutuamente **independentes** ($\rho = 0$)

Multicolinearidade:

Se no modelo estiverem presentes várias variáveis explicativas, elas devem ser linearmente independentes, isto é, não deve existir **multicolinearidade**.

2.4.6 - Critérios dos Métodos de Previsão

O processo de seleção dos métodos de previsão mais adequados à série em questão, pressupõe a análise dos seguintes critérios: *R Squared* (R^2), *Root Mean Square Error* (RMSE), *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE), *Normalized Bayesian information criterion* (BIC norm) e nos casos dos Modelos ARIMA e de Winters, o teste de *Ljung-Box*, (Napolitano, Serinaldi, & See, 2011). O R^2 representa a proporção da variação total da série que é explicada pelo modelo.

McCleary e Hay (1980), descrevem o RMSE como o fator expresso nas mesmas unidades da série dependente, representando a raiz quadrada do erro quadrático médio. Esta medida avalia até que ponto uma série dependente pode variar a partir do seu nível previsto pelo modelo. O fator RMSE representa-se pela equação abaixo, onde θ representa o verdadeiro parâmetro a estimar e $\hat{\theta}$ o estimador.

$$RMSE(\hat{\theta}) = \sqrt{E[(\hat{\theta} - \theta)^2]} \quad (18)$$

O Bic Norm é uma medida de ajuste geral de um modelo que considera a complexidade do mesmo. É um critério baseado no erro quadrático médio e inclui uma penalidade para o número de parâmetros no modelo e no comprimento da série. A vantagem associada aos modelos com mais parâmetros é removida, tornando a estatística mais acessível na comparação entre diferentes modelos da mesma série. Define-se pela seguinte equação:

$$Bic\ norm = x^2 + k \cdot \ln(n) \quad (19)$$

O MAPE representa o Erro Percentual Absoluto Médio. É uma medida de variação de séries dependentes do nível previsto pelo modelo. Por ser independente das unidades utilizadas pode, então, ser utilizado para comparar séries com unidades diferentes, (Berk, McCleary, & Hay, 1981; Box et al., 1994).

A análise de teste dos métodos de previsão consiste na tentativa de aumentar o valor de R^2 e diminuir os valores de RMSE, MAPE e Bic norm. (Clement, 2014).

No caso dos modelos ARIMA ou Holt-Winters será realizado a estatística de teste de *Ljung-Box* para testar a independência dos resíduos. Este método testa, não só o primeiro *lag*, como todas as autocorrelações dos erros do modelo e é definido por:

$$Q = T(T + 2) \sum_{k=1}^s \frac{r_k^2}{T - K} \quad (20)$$

T – Representa o número de observações;

s- Representa o comprimento dos coeficientes para testar a autocorrelação;

r_k – Representa o coeficiente de autocorrelação (para o *lag* k);

A hipótese nula desta estatística de teste defende que não existe autocorrelação, (Box et al., 1994; Clement, 2014; Ljung & Box, 1978).

3- CASO DE ESTUDO

3.1 - Seleção de Lojas modelo

3.2 - Seleção de Artigos para análise

3.3 - Análise e investigação prática

3.4 - Discussão de Resultados

3 CASO DE ESTUDO

Este trabalho foi realizado no departamento de Gestão de Ordem de Mercadoria (GOM), mais concretamente na área das Carnes Frescas da Regional Norte, da empresa LIDL & CIA.

Tanto o número de artigos nesta área, como o número de lojas da regional tem crescido significativamente ao longo do tempo, tornando o processo de atribuição e distribuição da mercadoria cada vez mais complexo.

A necessidade de conhecer, ao pormenor, o comportamento dos artigos e das lojas ao longo do ano, é, então, cada vez mais importante para estabelecer o equilíbrio entre o aumento de vendas, redução de quebras e redução de roturas de mercadoria.

Atualmente a Lidl conta com 77 lojas na regional norte de Portugal e com mais de 100 artigos na área das Carnes Frescas.

A metodologia de trabalho neste caso de estudo inicia-se pela seleção de 5 artigos e de 5 lojas modelo, onde serão analisadas as seguintes hipóteses de investigação:

- Hipótese 1: As promoções provocam aumento do total de vendas semanais dos artigos;
- Hipótese 2: O comportamento e evolução das vendas dos artigos ao longo do ano sofre alterações no Verão;
- Hipótese 3: Existem diferenças significativas entre a quantidade de mercadoria pedida pela loja em comparação com o que é efetivamente vendido;
- Hipótese 4: O comportamento das vendas semanais dos artigos apresenta sazonalidade com picos ao fim de semana.

Para a verificação destas hipóteses serão gráficos, modelos de séries temporais e testes de hipóteses.

3.1 - Seleção de Lojas modelo

O processo de seleção das lojas modelo deu-se através da recolha de dados referentes às vendas e quebras de mercadoria, nos primeiros 3 meses do ano corrente.

Através da Figura 5 consegue-se evidenciar os dados referentes às lojas selecionadas:

Loja	Janeiro a Março		2019	
	Vendas (un. / Kg.)	Vendas [EJR]	Valor de Quebras sem Ajustes de preço incluídas	Quebras %
259 Bragança	54 444	144 467	-2 420,84	-1,68
420 Braga - Av. R. Smith	49 572	144 781	-2 622,14	-1,81
246 Porto - Rua Prof. J. Bastos	36 365	108 863	-3 635,38	-3,34
267 Esposende	26 743	74 767	-2 894,94	-3,87
287 Castelo de Paiva	19 141	49 032	-3 459,26	-7,06
Regional: 92:DRN - Famalicão	2 138 113	5 906 033	-243 469,82	-4,12%

Figura 5 - Registos da Vendas e Quebras das lojas selecionadas – Fonte: Autoria Própria.

Analisando a tabela acima verifica-se que as lojas 259 e 420 apresentaram valores elevados de vendas, sendo consideradas lojas muito fortes.

As lojas 246 e 267 apesar de não serem tão fortes como as duas lojas referidas anteriormente, são consideradas duas lojas modelo pelas suas localizações. A loja 246 é uma loja de cidade, encontrando-se localizada no interior da cidade do Porto, já a loja 267 é uma loja localizada perto da praia.

A loja 287, tal como a tabela indica, é considerada uma loja fraca em vendas.

3.2 - Seleção de Artigos para análise

Na figura 6 encontra-se a área das carnes do Lidl dividida em subcategorias:

FAMÍLIA DAS CARNES			
Porco	Vaca	Aves	Saladas
2150 COSTELETAS LOMBO PORCO	1579 CARNE PICADA DE BOVINO 1KG	1100 PERNINHA DE FRANGO	4211 C. VERDE XXL
2200 BIFINHOS DO LOMBO DE PORCO	2550 PICANHA	1530 FRANGO FRESCO COM MI	9116 SOPA PORTUGUESA
2240 LOMBINHO DE PORCO INTEIRO	3510 BIFE DA VAZIA DE NOVILHO	1660 ESPETADAS PERU	9121 SALADA IBERICA
2300 BIFANAS DE PORCO	3520 BIFE DE ALCATRA DE NOVILHO	1710 BIFES PERU	9135 COENTROS EMBALADA
2400 BIFINHOS DO CACHACO	3590 JARDINEIRA DE NOVILHO	1910 ASAS FRANGO	9136 SALSA EMBALADA
2450 COSTELETAS DO CACHACO	3600 HAMBURGER DE BOVINO	7981 Frango fresco 2 unds	9141 RUCULA SELVAGEM
2510 ROJOES DE PORCO	3610 CARNE PICADA DE BOVINO	5900412 STROGONOFFDE PERU	9143 SALADA COENTROS
2600 ENTREMEADA DE PORCO	3611 ALMONDEGAS DE BOVINO	5900416 PERNINHA DE PERÚ	9564 SOPA DE AGRIAO/ESPINAFRES
2650 CARNE DE PORCO PICADA	5902404 PREGUINHO DE NOVILHO	5900451 CHURRASCO 2 UNDS	9802 SALADA CAMPONESA
2652 BIFE DE HAMBURGUER DE PORCO	5902628 BIFE DO REDONDO DE NOVILHO	5900961 FRANGO ASSADO [1+1/2	9817 CALDO VERDE
2710 SALSICHA BRASILEIRA	5903848 Bife de Vazia Novilho	5902469 HAMBURGUER DE FRANGO	9828 SALADA GOURMET
2720 SALSICHAS FRESCAS DE PORCO	5903849 Bife de lombo Novilho	5902470 LOMBINHOS DE FRANGO	9831 AGRIAO EMBALADO
2800 ESPETADAS DE PORCO	5904831 BIFE LOMBO NOVILHO AÇORES	5902473 BIFINHOS DA PERNA DE P	5704324 SALADA PRIMAVERA
3613 PREP. DE CARNE PICADA MISTO	5904832 BIFE VAZIA NOVILHO AÇORES	5902709 FRANGO PARA CHURRASC	5704327 SALADA CESAR
7960 ENTRECOSTO DE PORCO FATIADO	5904833 ESCALOPES NOVILHO AÇORES	5902710 CHURRASCO TEMPERADO	5900212 ESPINAFRES
5901858 LOMBO DE PORCO	5904834 POSTA ALCATRA NOVILHO AÇORES	5902711 BIFE DE FRANGO	5900903 ESPINAFRES XXL
5902034 METADES ENTRECOSTO	5904835 JARDINEIRA NOVILHO AÇORES	5902712 STROGONOFF DE FRANGO	5902790 BROCULOS/COUVE-FLORES CORTA.
5902186 CACHAÇO DE PORCO	5904836 HAMBURGUER NOVILHO DOS AÇORES	5902713 PERNA DE FRANGO	5904211 WRAPS FRANGO / ATUM
5903797 Preguinho de Porco	5904967 PICANHA FATIADA	5902714 COXAS DE FRANGO	5904217 SANDUICHES
5903802 TIRINHAS DA BARRIGA	6500782 COSTELETA DE BOVINO	5902743 PEITO DE FRANGO	5904356 CANÔNIGOS
5903805 Escalopes cachaço porco	Peixe	5902747 LOMBINHOS DE PERU	5904393 HORTELA
5903886 CARNE DE PORCO PRETO	136007 POSTA SALMAO	5903738 ESPETADAS PEITO DE PERU	5904442 SALTEADO ASIATICO/GOURMET
5905683 MISTO/ABANICO/BIF. PORCO PRETO	136008 LOMBOS DE SALMAO	5903741 COXAS DE FRANGO s/ Pei	5904553 SALTEADO MEDITERRANEO/PORT.
Queijos	136009 SUPREMAS DE SALMAO	5903743 PERNA FRANGO MARINAD	5904559 ALFACE FRISADA BABY/ICEBERG
2102 REQUEIJÃO O	5704688 MSC FILETES PESCADA PANADOS	5903745 PERNA FRANGO MAR.ALH	5904602 NABIÇAS EMBALADAS
2728 MONTIQUEIJO QUEIJO FRESCO	5903573 CAMARAO COZIDO 40/60	5905445 JARDINEIRA DE PERU	5905730 PICADINHOS
5902675 QUEIJO FRESCO MEDIO	Borrego / Coelho	5905446 JARDINEIRA DE FRANGO	5906346 SALADA VERÃO
5902680 REQUEIJAO FRESCO	5902530 COELHO INTEIRO FRESCO	5905447 MEIO FRANGO PEDAÇOS	
5902683 QUEIJO FRESCO PEQUENO	5905684 COSTELETA DE BORREGO	5906578 PERNINHA DE PERU	
5903584 CAMPAINHA QUEIJO FR. CABRA			

Figura 6 - Lista de Artigos da Família das Carnes – Fonte: Autoria Própria.

Os artigos representados na tabela acima são designados por artigos de sortido, ou seja, são artigos que se encontram permanentemente à venda na loja.

As campanhas de promoção de vendas podem ser divididas em dois tipos: promoções ou apresentação de artigos de ação.

As promoções representam uma baixa de preço temporária em artigos de sortido.

A apresentação de Artigos de Ação representa a apresentação de um artigo que não está presente na lista de sortido. Normalmente aparecem como uma substituição ao sortido em formatos ou dimensões diferentes. A figura 7 representa dois exemplos de ações:

Artigo de Sortido	Artigo de Ação	Diferenças para a Ação
1710 - Bife de Perú	5900521 - Bife de Perú XXL	Unidades do Artigo com maior dimensão
9817 - Caldo Verde	4211 - Caldo Verde XXL	A embalagem passa de 250g para 500g

Figura 7 - Exemplo de Artigos de Ação em função do sortido – Fonte Autoria Própria.

Nem sempre uma campanha de Ação implica que sejam anuladas as encomendas dos artigos de sortido relacionados diretamente com a campanha. Opta-se por garantir disponibilidade para o cliente dos dois tipos de artigo.

Procurou-se selecionar artigos de áreas diferentes, que apresentassem ao longo do ano histórico de promoções ou campanhas diretas de Artigos de Ação concorrentes.

A figura 8 representa os artigos selecionados para serem analisados:

Código	Artigo	Família do Artigo
1100	Perninha de Frango	Aves
5902711	Bife de Frango	Aves
2450	Costeletas do Cachaço	Porco
3520	Bife de Alcátra de Novilho	Vaca
9136	Salsa Embalada	Saladas

Figura 8 - Artigos selecionados para análise – Fonte Autoria Própria.

3.3 - Análise e investigação prática

Hipótese 1 - As promoções provocam aumento do total de vendas semanais dos artigos.

Para a análise da hipótese seguinte, é realizado um teste de t para duas amostras independentes onde é analisada a média de vendas do artigo “Perninha de Frango” nas semanas em que existe, ou não existe, promoção.

Teste t para comparar média de duas amostras independentes

Inicialmente é realizado o teste de Levene para se verificar se as variâncias são iguais nos dois grupos.

Loja: 259 Artigo: 1100 – Perninha de Frango

Teste Levene:

H0: As variâncias são homogéneas.

H1: As variâncias não são homogéneas.

A estatística de teste obtida no teste de Levene para as vendas semanais deste artigo na loja 259 é $Z = 3.824$ e $P = 0.056 > 0.05$, logo não se rejeita H_0 , podendo-se considerar que as variâncias são iguais nos dois grupos.

Sendo assim faz-se o teste t para igualdade de médias, considerando as variâncias iguais.

H0: A média de vendas não varia com as promoções.

H1: A média de vendas varia com as promoções.

Obteve-se como estatística de Teste, $t = -8.560$, sendo $p\text{-valor} = 0.000 < 0.05$, logo rejeita-se a H_0 , existindo diferenças significativas na média de vendas quando há promoções e quando não há.

Como $\bar{X}_{vendas\ com\ Promoções} > \bar{X}_{vendas\ sem\ Promoções}$, isto é $29.192 > 18.578$, então pode-se concluir que as vendas aumentam significativamente quando há promoções.

Os mesmo testes foram feitos analogamente nas restantes lojas, cujos resultados encontram-se na tabela 2:

Tabela 2 - Teste t para 2 amostras independentes do artigo 1100 nas 5 lojas selecionadas

Loja	Teste de Levene		Teste T para igualdade de médias		$\bar{X}_{promoção}$	$\bar{X}_{sem\ promoção}$
	Z	Sig	t	sig		
259	3.824	0.056	-8.560	0.000	29.192	18.578
420	1.127	0.293	-9.647	0.000	43.192	25.706
287	32.516	0.000	-5.987	0.000	15.817	8.094
267	0.087	0.769	-4.734	0.000	21.702	13.925
246	0.074	0.787	-6.985	0.000	20.327	13.781

Através da análise da tabela acima, verifica-se que apenas na loja 287, o teste de Levene apresenta $P = 0.000 < 0.05$ logo, rejeita-se H_0 , considerando que as variâncias não são iguais nos dois grupos.

Conclui-se também que em todas as lojas, $\bar{X}_{vendas\ com\ Promoções} > \bar{X}_{vendas\ sem\ Promoções}$. A tabela 3 representa o aumento de vendas referente a cada loja.

Tabela 3 - Representação do aumento de caixas vendidas (%), referente às promoções

Loja	$\bar{X}_{vendas\ com\ Promoções}$	$\bar{X}_{vendas\ sem\ Promoções}$	Aumento de Vendas (%)
259	29.192	18.578	57
420	43.192	25.706	68
287	15.817	8.094	95
267	21.702	13.925	56
246	20.327	13.781	48

Verifica-se que o aumento, em média, do número de caixas vendidas do artigo 1100, numa promoção variou entre os 56% e os 95%.

Hipótese 2: O comportamento e evolução das vendas dos artigos ao longo do ano sofre alterações no Verão

Nas figuras abaixo consta uma representação gráfica das caixas pedidas e vendidas dos artigos, por cada uma das 5 lojas selecionadas, ao longo das 53 semanas analisadas.

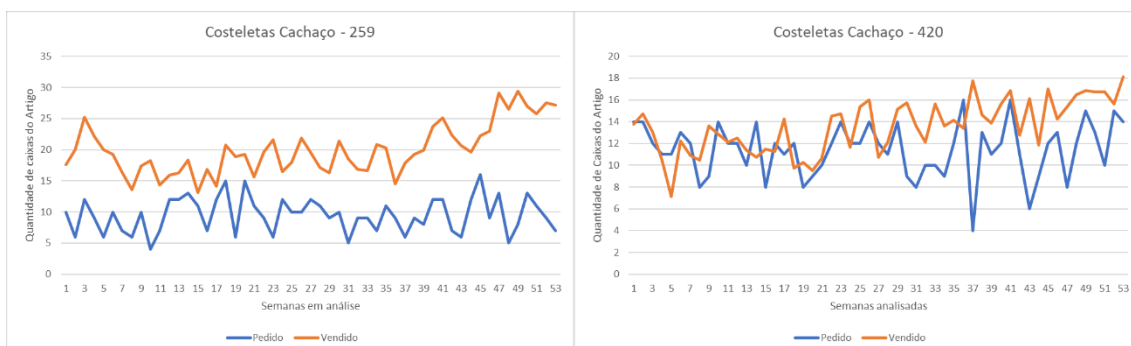


Figura 9 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas das Costeletas Cachaço, pelas lojas 259 e 420– Fonte Autoria Própria.

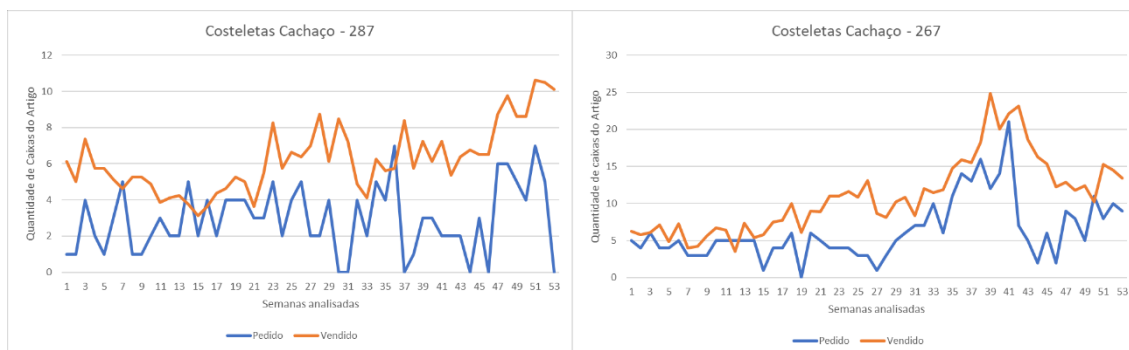


Figura 10 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas das Costeletas Cachaço, pelas lojas 287 e 267 – Fonte Autoria Própria.

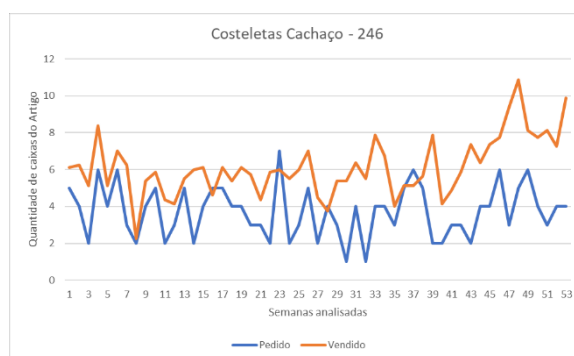


Figura 11 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas das Costeletas Cachaço, pela Loja 246 – Fonte Autoria Própria.

Através da análise das figuras 9, 10 e 11 verifica-se que as lojas apresentam um suave crescimento na primeira metade do ano.

Com a chegada das semanas mais quentes, denota-se uma impulsão das vendas, sendo a loja 267 a que apresenta o crescimento mais evidente, devido ao facto de ser uma loja localizada perto da praia. No entanto, no final do verão verifica-se uma quebra de vendas acentuada na loja 267, ao contrário das restantes lojas, que mantêm o crescimento das vendas até ao final do ano.

Os picos nos gráficos representam apresentações com publicidade ao artigo.

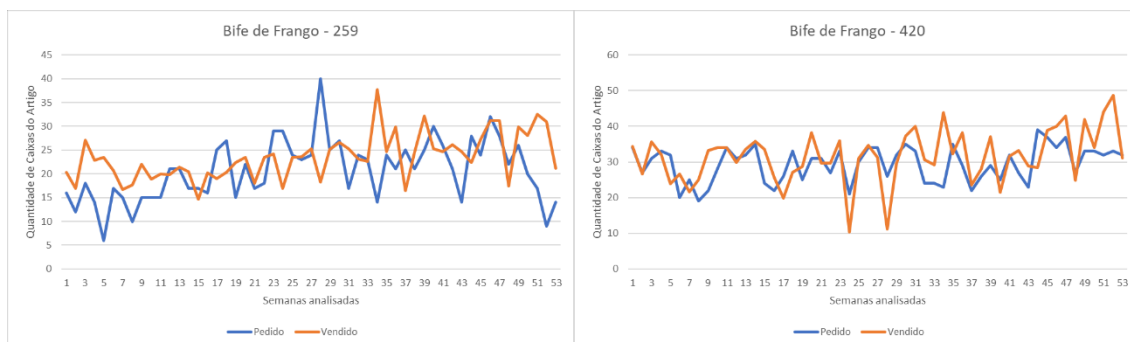


Figura 12 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas do Bife de Frango, pelas lojas 259 e 420 – Fonte Autoria Própria.

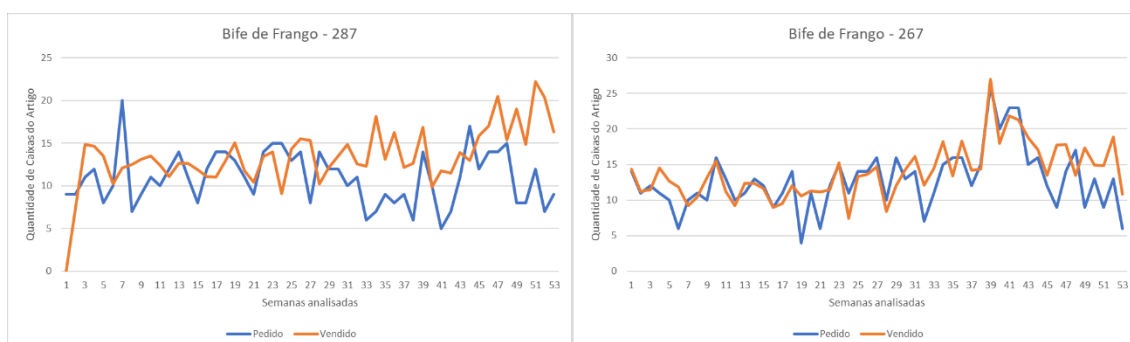


Figura 13 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas do Bife de Frango, pelas lojas 287 e 267 – Fonte Autoria Própria.

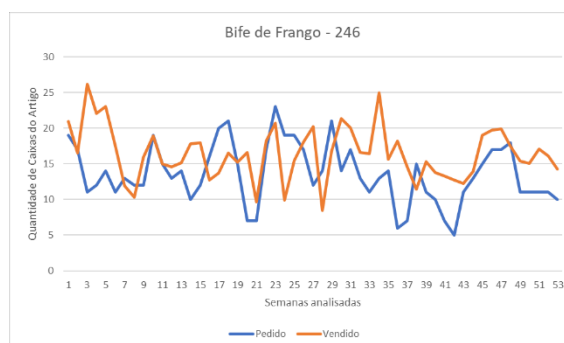


Figura 14 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas do Bife de Frango, pela Loja 246 – Fonte Autoria Própria.

Observando as figuras 12, 13 e 14 pode-se evidenciar uma subida ligeira de vendas entre as semanas 33 e 41 na loja 267, devido ao “fator Verão” nas lojas de praia. Verifica-se também um aumento gradual das vendas na loja 287, na fase final do ano.

O artigo teve um aumento definitivo do PVP a partir da semana 11, de 2.49€ para 2.59€, no entanto não se verificou quebras de vendas com a subida em questão.

Nas restantes lojas o consumo é uniforme ao longo do ano.

Os picos nos gráficos estão relacionados com promoções do artigo a 2.39€.

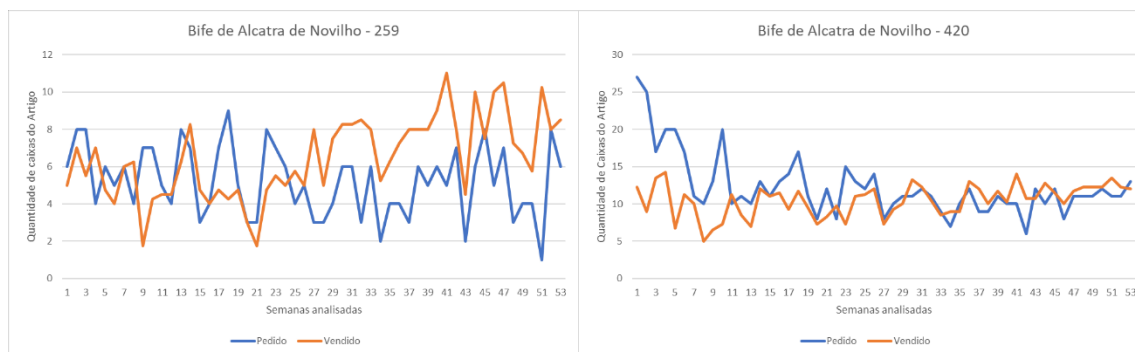


Figura 15 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas do Bife de Alcatra de Novilho, pelas lojas 259 e 420 – Fonte Autoria Própria.

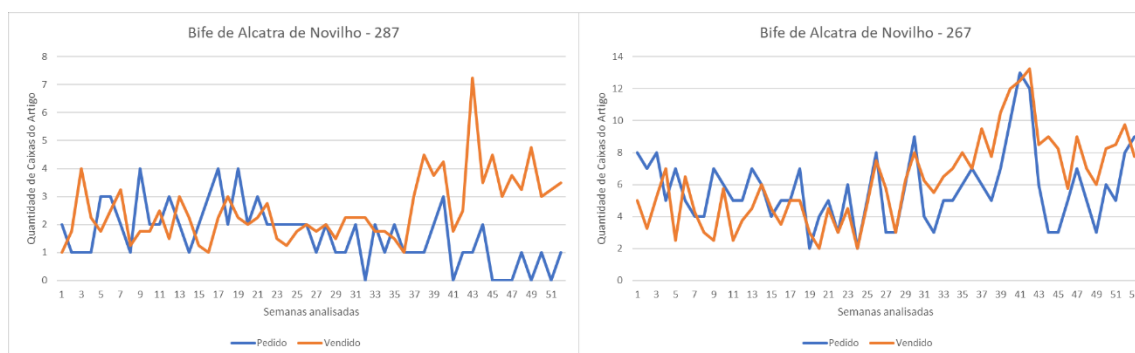


Figura 16 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas do Bife de Alcatra de Novilho, pelas lojas 287 e 267 – Fonte Autoria Própria.

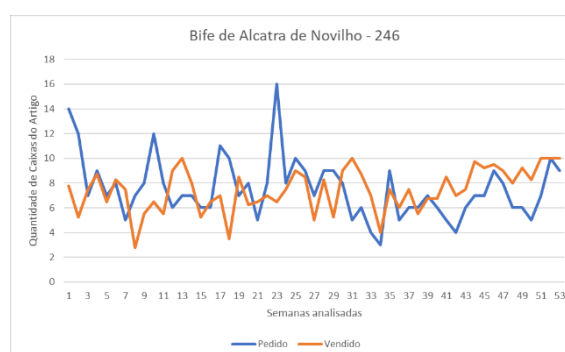


Figura 17 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas do Bife de Alcatra de Novilho, pela Loja 246 – Fonte Autoria Própria.

Analisando as figuras 15, 16 e 17 verifica-se que o artigo “Bife de Alcatra de Novilho” apresenta diferentes comportamentos ao longo do ano, tendo em conta a loja.

O artigo, nas lojas 246 e 420, apresenta um padrão constante a nível de vendas. As lojas localizadas no interior das cidades apresentam, em alguns casos, padrões inversos nas semanas de Verão. Isto dá-se devido à movimentação da população das cidades para o

litoral ou para as zonas do interior geralmente consideradas como destinos de férias, como Bragança, Mirandela, etc.

Nas restantes lojas verifica-se um crescimento significativo das vendas na época de Verão.

Os picos nos gráficos representam apresentações com publicidade do artigo.

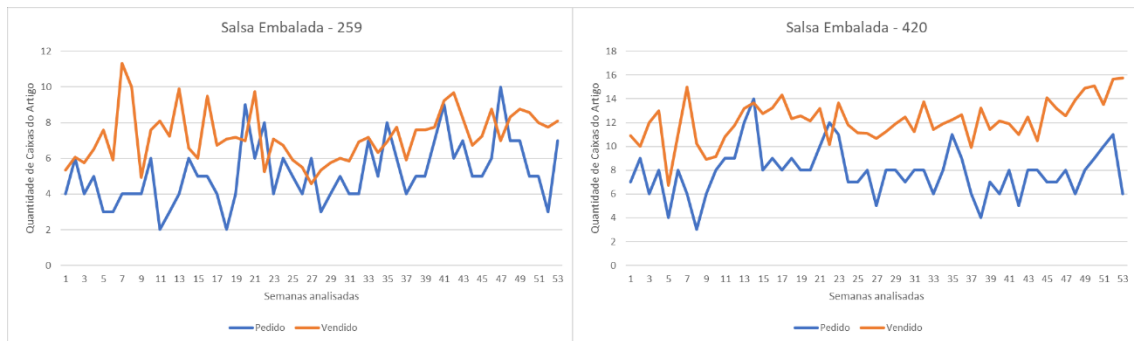


Figura 18 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas da Salsa Embalada, pelas lojas 259 e 420 – Fonte Autoria Própria.

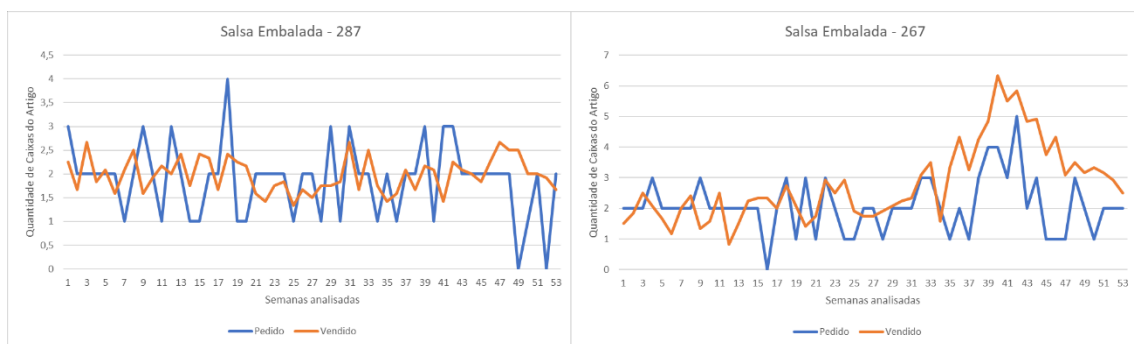


Figura 19 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas da Salsa Embalada, pelas lojas 287 e 267 – Fonte Autoria Própria.

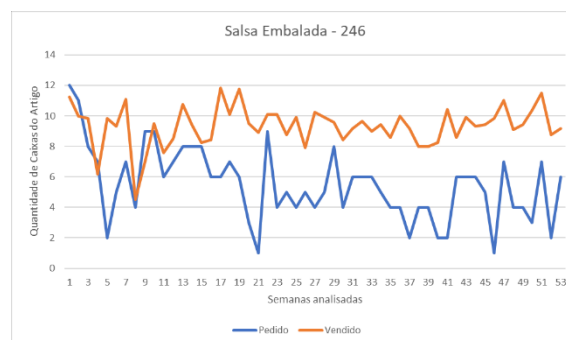


Figura 20 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas da Salsa Embalada, pela Loja 246 – Fonte Autoria Própria.

As figuras 18, 19 e 20 são referentes ao artigo “Salsa embalada”. Este artigo nas lojas 246 e 287 apresenta um comportamento constante em vendas. Na loja 420 verifica-se um aumento das vendas na fase final do ano.

Nas lojas 267 e 259 nota-se o comportamento sazonal semelhante aos artigos anteriores, sendo que a loja 259 apresenta também um final do ano transato forte em vendas.

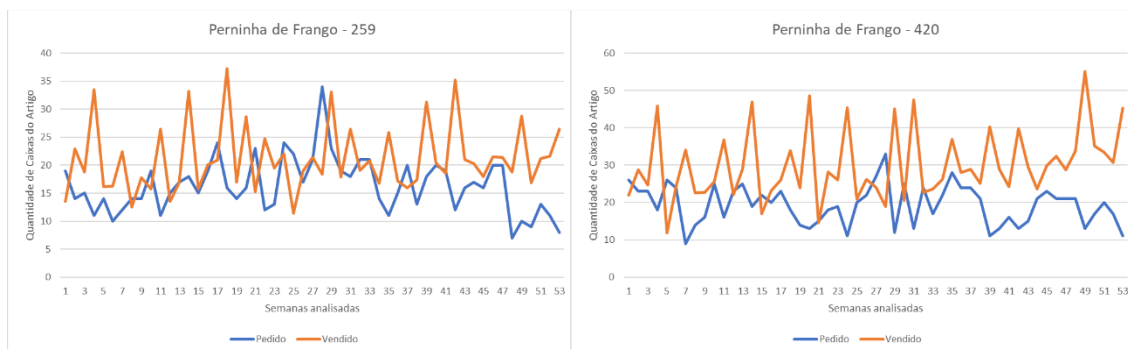


Figura 21 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas da Perninha de Frango, pelas lojas 259 e 420 – Fonte Autoria Própria.

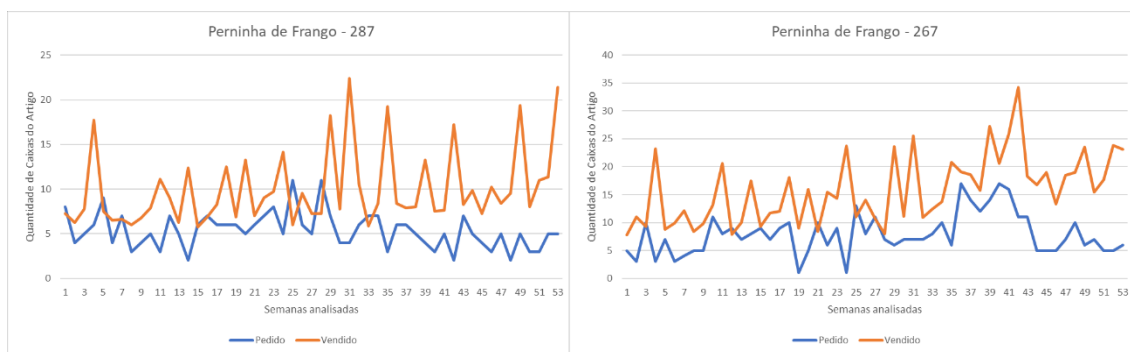


Figura 22 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas da Perninha de Frango, pelas lojas 287 e 267 – Fonte Autoria Própria.

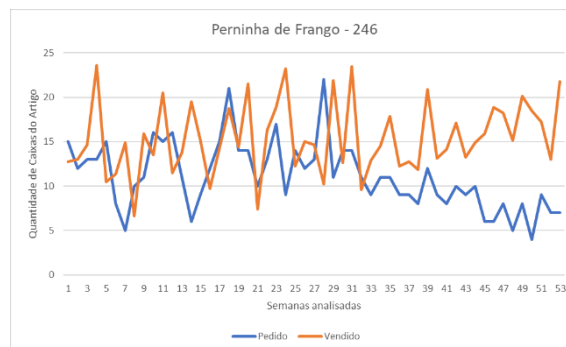


Figura 23 - Representação gráfica das caixas pedidas e vendidas da Perninha de Frango, pela loja 246 – Fonte Autoria Própria.

Analisando as figuras 21, 22 e 23, verifica-se que o artigo “Perninha de Frango”, para além dos picos de vendas relativos às baixas de preço de 2,65€ para 2,19€, apresenta um comportamento constante ao longo de praticamente todo o ano. No entanto, é possível verificar-se um aumento gradual de vendas, na loja 267, a partir da semana 33.

Hipótese 3: Existem diferenças significativas entre a quantidade de mercadoria pedida pela loja em comparação com o que é efetivamente vendido

Apenas através da observação dos gráficos anteriores, percebe-se que os pedidos de loja são, no modo geral, inferiores às vendas. Adivinha-se, então, a existência de diferenças significativas entre o pedido de loja e o vendido.

Para analisar esta hipótese de investigação é usado um teste t para 2 amostras emparelhadas.

Loja: 259 Artigo: 2450

H0: A quantidade média pedida é igual à quantidade média vendida.

H1: A quantidade média pedida é diferente da quantidade média vendida.

Estatística de teste:

$$t = -16.135 \quad p = 0.000, \text{ logo } < 0.005, \text{ rejeita-se } H_0.$$

Como o valor de p é inferior a 5%, rejeitamos a hipótese nula, ou seja, conclui-se que a quantidade média de caixas pedidas do artigo 2450, não é igual à quantidade média de caixas vendidas do mesmo artigo, na loja 259.

$$\bar{X}_{pedido} = 9.491$$

$$\bar{X}_{vendido} = 19.981$$

Como $\bar{X}_{Quantidade\ vendida} > \bar{X}_{Quantidade\ pedida}$, isto é $19.981 > 9.491$, então pode-se concluir que a loja vende mais do dobro da mercadoria que pede. A quantidade de mercadoria que corresponde à ampliação do pedido de loja é realizada pelos gestores de mercadoria do departamento.

Os mesmo testes foram feitos analogamente nas restantes lojas, cujos resultados encontram-se na tabela 4.

Tabela 4 - Resultados do Teste t para 2 amostras emparelhadas dos artigos em cada uma das 5 lojas

Loja	Artigo	\bar{X}_{pedido}	\bar{X}_{vendido}	ET	p-valor	Conclusão
259	2450	9.491	19.981	-16.135	0.000	Rejeitar H0
259	1100	16.302	21.182	-4.290	0.000	Rejeitar H0
259	3520	5.208	6.443	-3.206	0.002	Rejeitar H0
259	9136	5.189	7.253	-7.071	0.000	Rejeitar H0
259	5902711	20.660	23.456	-2.658	0.010	Rejeitar H0
420	2450	11.415	13.554	-4.860	0.000	Rejeitar H0
420	1100	19.340	29.995	-5.933	0.000	Rejeitar H0
420	3520	12.264	10.495	2.879	0.006	Rejeitar H0
420	9136	7.849	12.186	-13.915	0.000	Rejeitar H0
420	5902711	29.358	31.562	-2.485	0.016	Rejeitar H0
287	1100	5.340	9.988	-6.585	0.000	Rejeitar H0
287	2450	2.906	6.240	-10.049	0.000	Rejeitar H0
287	3520	1.635	2.524	-3.556	0.001	Rejeitar H0
287	9136	1.868	1.978	-0.945	0.349	Não Rejeitar H0
287	5902711	10.943	13.448	-4.014	0.000	Rejeitar H0
267	1100	7.887	15.833	-8.947	0.000	Rejeitar H0
267	2450	6.302	10.986	-8.828	0.000	Rejeitar H0
267	3520	5.736	6.179	-1.407	0.165	Rejeitar H0

267	9136	2.094	2.783	-4.228	0.000	Rejeitar H0
267	5902711	12.774	13.953	-2.842	0.006	Rejeitar H0
246	1100	11.057	15.387	-5.478	0.000	Rejeitar H0
246	2450	3.717	6.132	-9.993	0.000	Rejeitar H0
246	3520	7.547	7.434	0.274	0.785	Não Rejeitar H0
246	9136	5.472	9.329	-11.063	0.000	Rejeitar H0
246	5902711	13.585	16.429	-4.149	0.000	Rejeitar H0

Analisando a tabela acima, verifica-se que em todos os casos existem diferenças significativas entre o pedido e o vendido pelas lojas, exceto no artigo 9136 da loja 287 e do artigo 3520 da loja 246. Nesses dois casos pode-se concluir que a loja ajusta corretamente o seu pedido de loja à quantidade que efetivamente consegue vender, não existindo diferenças significativas entre as duas variáveis.

Hipótese 4: O comportamento das vendas semanais dos artigos apresenta sazonalidade com picos ao fim de semana.

Utilizou-se o modelo multiplicativo da decomposição sazonal e obtiveram-se os índices sazonais para cada dia da semana. Seguidamente estarão representados os índices sazonais para os artigos analisados, da loja 420:

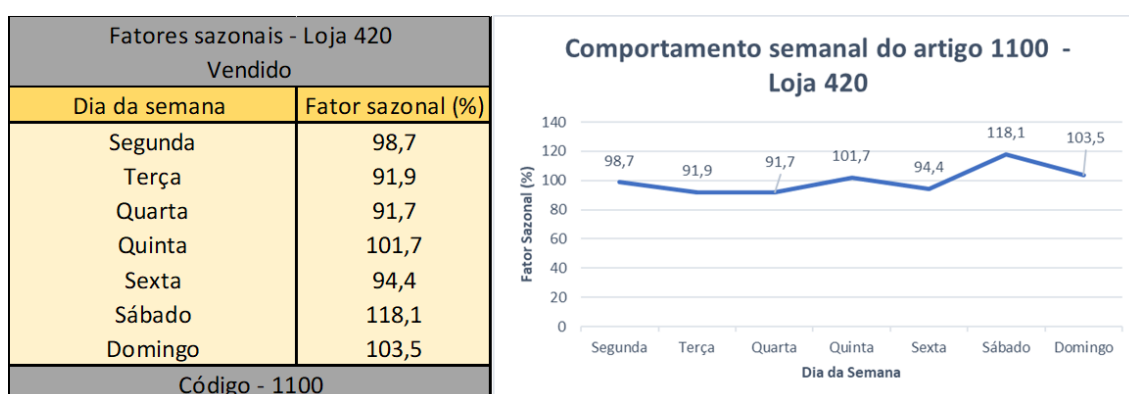


Figura 24 - Representação dos Fatores Sazonais do Artigo 1100 da Loja 420 – Fonte: Autoria Própria.

Analisando a figura 24 verifica-se que os dias da semana mais fortes em vendas são a Quinta-Feira, o Sábado e o Domingo, observando-se na loja de Braga, um aumento de

18% ao Sábado nas vendas do produto “Perninha de Frango” e um decréscimo de 8% à Terça e Quarta-Feira.

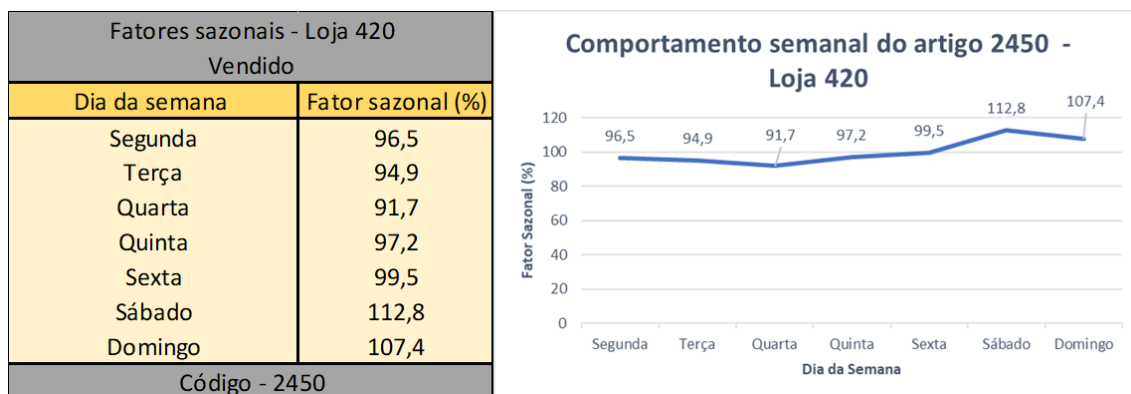


Figura 25 - Representação dos Fatores Sazonais do Artigo 2450 da Loja 420 – Fonte: Autoria Própria.

Relativamente ao artigo 2450, verifica-se, na figura 25, o mesmo comportamento do artigo analisado anteriormente, ou seja, o fim de semana como os dias mais fortes em vendas.

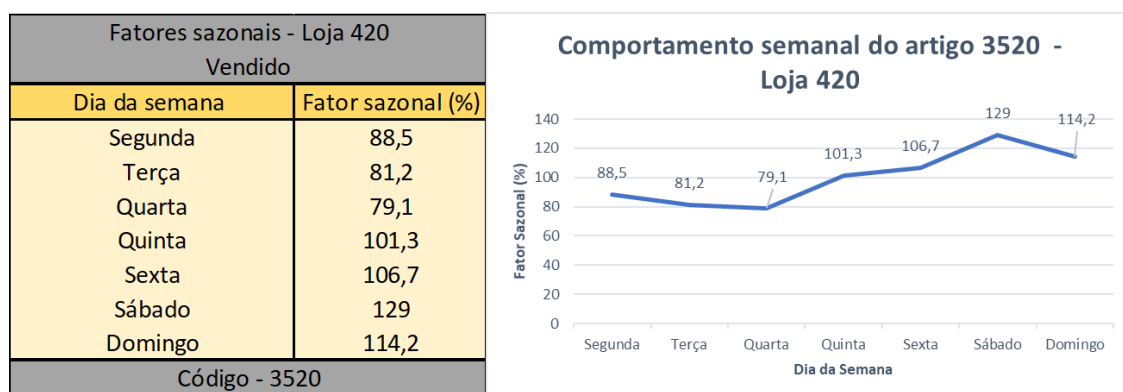


Figura 26 - Representação dos Fatores Sazonais do Artigo 3520 da Loja 420 – Fonte: Autoria Própria.

No artigo 3520, verifica-se, na figura 26, que a Quarta-Feira é o dia mais fraco da semana registando um decréscimo de 20.9%, e a partir desse dia as vendas tendem a crescer até Sábado (dia mais forte). Domingo é tendencialmente o segundo dia mais forte.

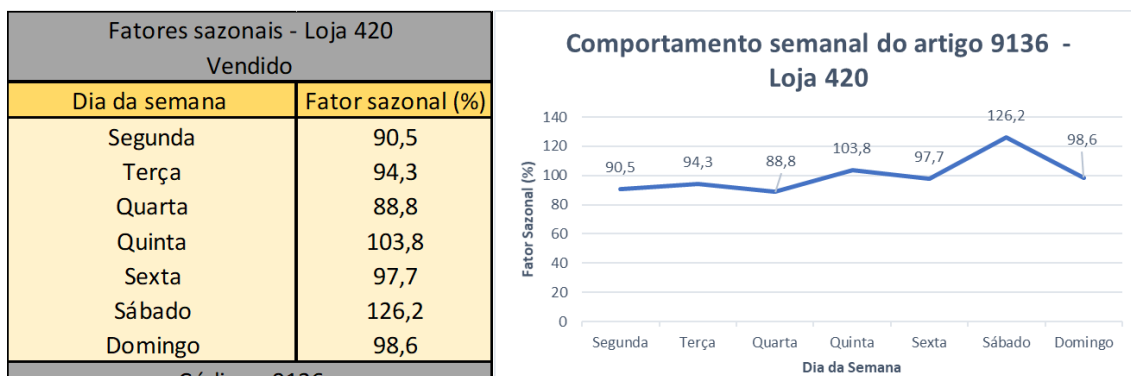


Figura 27 - Representação dos Fatores Sazonais do Artigo 9136 da Loja 420 – Fonte: Autoria Própria.

Na figura 27 verifica-se que o artigo 9136 apresenta claramente o Sábado como o dia tendencialmente mais forte em vendas. Os restantes dias da semana apresentam comportamento mais uniformes, no entanto, pode-se identificar a Quinta-Feira e o Domingo como os dias mais fortes a seguir ao Sábado, e Quarta-Feira como o dia tendencialmente mais fraco em vendas.

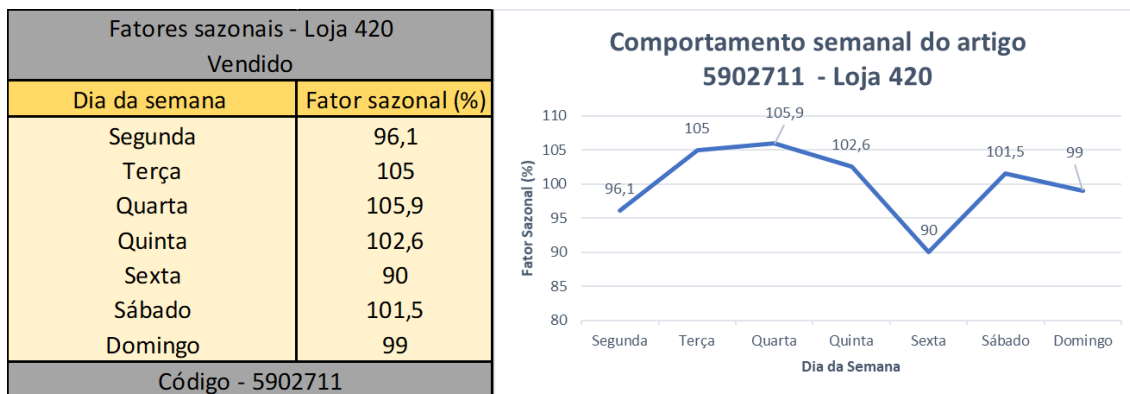


Figura 28 - Representação dos Fatores Sazonais do Artigo 5902711 da Loja 420 – Fonte: Autoria Própria.

Relativamente ao artigo 5902711 verifica-se, na figura 28, uma tendência de comportamento diferente dos artigos anteriores. Quarta-Feira destaca-se como o dia tendencialmente mais forte da semana e Sexta-Feira como o mais fraco em vendas. Verifica-se que o artigo apresenta maior índice de vendas entre Terça-Feira e Quinta-Feira do que propriamente ao fim de semana.

Foi realizada a decomposição sazonal pelo método multiplicativo aos restantes artigos das restantes lojas. As respetivas tabelas referentes aos fatores sazonais obtidos encontram-se representadas nas figuras 29, 30, 31 e 32, abaixo. Os gráficos encontram-se em anexo.

Fatores sazonais - Loja 246 Vendido		Fatores sazonais - Loja 246 Vendido		Fatores sazonais - Loja 246 Vendido	
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)
Segunda	98,1	Segunda	113,3	Segunda	81,8
Terça	98,6	Terça	105,9	Terça	101,5
Quarta	91	Quarta	90,9	Quarta	83,5
Quinta	109,2	Quinta	104,3	Quinta	95,2
Sexta	102,2	Sexta	92,8	Sexta	86,8
Sábado	112,5	Sábado	108,6	Sábado	129,8
Domingo	88,4	Domingo	84,3	Domingo	121,5
Código - 1100		Código - 2450		Código - 3520	
Fatores sazonais - Loja 246 Vendido		Fatores sazonais - Loja 246 Vendido			
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)		
Segunda	93,4	Segunda	104,7		
Terça	97,1	Terça	106,3		
Quarta	90,2	Quarta	93,4		
Quinta	94,8	Quinta	94		
Sexta	99,4	Sexta	94,8		
Sábado	130,9	Sábado	100,5		
Domingo	94,2	Domingo	106,2		
Código - 9136		Código - 5902711			

Figura 29 - Representação dos Fatores Sazonais da Loja 246 – Fonte: Autoria Própria.

Fatores sazonais - Loja 259 Vendido		Fatores sazonais - Loja 259 Vendido		Fatores sazonais - Loja 259 Vendido	
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)
Segunda	106,1	Segunda	107,3	Segunda	82
Terça	102	Terça	104,1	Terça	88,6
Quarta	99,4	Quarta	98,2	Quarta	82,1
Quinta	101,9	Quinta	100,8	Quinta	97,2
Sexta	112,8	Sexta	113,7	Sexta	140,1
Sábado	104,9	Sábado	95,5	Sábado	107,9
Domingo	72,8	Domingo	80,5	Domingo	102
Código - 1100		Código - 2450		Código - 3520	
Fatores sazonais - Loja 259 Vendido		Fatores sazonais - Loja 259 Vendido			
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)		
Segunda	91,3	Segunda	94,3		
Terça	89,4	Terça	107,1		
Quarta	88,5	Quarta	97,8		
Quinta	98,8	Quinta	107,2		
Sexta	108,6	Sexta	105,3		
Sábado	120,9	Sábado	101,5		
Domingo	102,5	Domingo	86,7		
Código - 9136		Código - 5902711			

Figura 30 - Representação dos Fatores Sazonais da Loja 259 – Fonte: Autoria Própria.

Fatores sazonais - Loja 267 Vendido		Fatores sazonais - Loja 267 Vendido		Fatores sazonais - Loja 267 Vendido	
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)
Segunda	93,3	Segunda	88,3	Segunda	69,6
Terça	89,7	Terça	79,5	Terça	77,7
Quarta	78,4	Quarta	82,4	Quarta	90,9
Quinta	111,1	Quinta	90,9	Quinta	101
Sexta	113,5	Sexta	105,5	Sexta	111,6
Sábado	126,5	Sábado	139,3	Sábado	135,5
Domingo	87,4	Domingo	114,1	Domingo	113,6
Código - 1100		Código - 2450		Código - 3520	
Fatores sazonais - Loja 267 Vendido		Fatores sazonais - Loja 267 Vendido			
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)		
Segunda	80,1	Segunda	97,1		
Terça	84,5	Terça	91,5		
Quarta	87,2	Quarta	92,5		
Quinta	100,6	Quinta	97,4		
Sexta	112,2	Sexta	94,3		
Sábado	131,2	Sábado	121		
Domingo	104,2	Domingo	106,2		
Código - 9136		Código - 5902711			

Figura 31 - Representação dos Fatores Sazonais da Loja 267 – Fonte: Autoria Própria.

Fatores sazonais - Loja 287 Vendido		Fatores sazonais - Loja 287 Vendido		Fatores sazonais - Loja 287 Vendido	
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)
Segunda	88,3	Segunda	80,5	Segunda	64,2
Terça	100,7	Terça	91,1	Terça	75,4
Quarta	81,3	Quarta	88,7	Quarta	95,5
Quinta	109,1	Quinta	76,1	Quinta	105,6
Sexta	121,9	Sexta	118,7	Sexta	94
Sábado	115,3	Sábado	122,3	Sábado	162
Domingo	83,4	Domingo	122,5	Domingo	103,3
Código - 1100		Código - 2450		Código - 3520	
Fatores sazonais - Loja 287 Vendido		Fatores sazonais - Loja 287 Vendido			
Dia da semana	Fator sazonal (%)	Dia da semana	Fator sazonal (%)		
Segunda	95,8	Segunda	94,9		
Terça	107,6	Terça	96,3		
Quarta	87	Quarta	102,1		
Quinta	100,3	Quinta	96,6		
Sexta	122,2	Sexta	110,5		
Sábado	116,7	Sábado	105,9		
Domingo	70,4	Domingo	93,7		
Código - 9136		Código - 5902711			

Figura 32 - Representação dos Fatores Sazonais da Loja 287 – Fonte: Autoria Própria.

Com base no histórico recolhido dos artigos selecionados de cada loja, testaram-se diferentes métodos de previsão com o intuito de se conhecer quais se adequavam melhor aos artigos em questão. Nesse teste utilizou-se o software SPSS e obtiveram-se os valores representados nas figuras 33, 34, 35 36 e 37 abaixo:

Código	Modelo Utilizado	Arima (0,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,3)(0,0,0)	Arima (1,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
1100	R ²	0,181	0,186	0,183	0,159
	RMSE	1,027	1,027	1,028	1,041
	MAPE	46,858	47,039	47,097	47,46
	Bic Norm	0,117	0,148	0,152	0,143
	Ljung-Box - Sig	0,365	0,438	0,382	0,041
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,3)(0,0,0)	Arima (1,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
2450	R ²	0,686	0,052	0,068	0,006
	RMSE	0,091	0,46	0,456	0,47
	MAPE	56,244	59,026	58,366	60,571
	Bic Norm	-1,573	-1,457	-1,473	-1,447
	Ljung-Box - Sig		0,002	0,071	0
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,3)(0,0,0)	Arima (1,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
3520	R ²	0,722	0,02	0,013	0,001
	RMSE	0,591	0,616	0,612	0,614
	MAPE	55,78	60,848	59,925	60,946
	Bic Norm	-1,018	-0,875	-0,886	-0,911
	Ljung-Box - Sig		0,226	0,519	0,288
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,3)(0,0,0)	Arima (1,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
9136	R ²	0,745	0,006	0,006	0,001
	RMSE	0,428	0,461	0,461	0,461
	MAPE	26,172	27,982	27,987	28,368
	Bic Norm	-1,665	-1,453	-1,453	-1,485
	Ljung-Box - Sig		0,082	0,082	0,158
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,3)(0,0,0)	Arima (1,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
5902711	R ²	0,666	0,125	0,136	0,055
	RMSE	0,111	0,862	0,857	0,894
	MAPE	33,978	33,972	32,703	33,485
	Bic Norm	-0,259	-0,2	-0,213	-0,161
	Ljung-Box - Sig		0,317	0,43	0

Figura 31 - Teste de Modelos de Previsão aos artigos da Loja 246 – Fonte: Autoria Própria.

Código	Modelo Utilizado	Arima (1,0,0)(0,0,0)	Arima (1,0,1)(0,0,0)	Arima (2,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
1100	R ²	0,237	0,237	0,237	0,244
	RMSE	1,347	1,351	1,351	1,346
	MAPE	39,219	39,214	39,2	39,267
	Bic Norm	0,644	0,681	0,681	0,689
	Ljung-Box - Sig	0,314	0,251	0,242	0,471
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (1,0,1)(0,0,0)	Arima (2,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
2450	R ²	0,73	0,15	0,06	0,097
	RMSE	0,922	0,967	1,017	0,998
	MAPE	30,221	32,11	34,24	33,257
	Bic Norm	-0,13	0,013	0,113	0,091
	Ljung-Box - Sig		0,091	0	0,001
	Modelo Utilizado	Aditivo de Winters	Arima (1,0,1)(0,0,0)	Arima (2,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
3520	R ²	0,747	0,079	0,016	0,023
	RMSE	0,596	0,615	0,636	0,635
	MAPE	56,008	56,898	59,191	59,379
	Bic Norm	-0,987	-0,891	-0,825	-0,814
	Ljung-Box - Sig	0,944	0,956	0,001	0,016
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (1,0,1)(0,0,0)	Arima (2,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
9136	R ²	0,718	0,033	0,012	0,014
	RMSE	0,419	0,434	0,438	0,439
	MAPE	38,613	40,243	41,77	41,555
	Bic Norm	-1,706	-1,591	-1,57	-1,553
	Ljung-Box - Sig		0,117	0,032	0,019
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (1,0,1)(0,0,0)	Arima (2,0,2)(0,0,0)	Arima (0,0,1)(0,0,0)
5902711	R ²	0,632	0,111	0,102	0,109
	RMSE	1,242	1,238	1,245	1,241
	MAPE	39,241	40,187	40,639	40,375
	Bic Norm	0,465	0,507	0,518	0,528
	Ljung-Box - Sig		0,615	0,257	0,526

Figura 32 - Teste de Modelos de Previsão aos artigos da Loja 259 – Fonte: Autoria Própria.

Código	Modelo Utilizado	Arima (1,0,2)(1,0,1)	Arima (1,0,3)(1,0,1)	Arima (1,0,2)(2,0,2)	Arima (2,0,3)(3,0,3)
1100	R ²	0,329	0,328	0,332	0,347
	RMSE	1,146	1,152	1,15	1,143
	MAPE	53,079	53,205	53,264	50,794
	Bic Norm	0,369	0,427	0,439	0,491
	Ljung-Box - Sig	0,44	0,236	0,227	0,177
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (1,0,3)(1,0,1)	Arima (1,0,2)(2,0,2)	Arima (2,0,3)(3,0,3)
2450	R ²	0,707	0,552	0,552	0,579
	RMSE	0,614	0,635	0,636	0,619
	MAPE	43,556	46,501	46,479	46,343
	Bic Norm	-0,944	-0,766	-0,746	-0,735
	Ljung-Box - Sig		0,296	0,236	0,211
	Modelo Utilizado	Aditivo de Winters	Arima (1,0,3)(1,0,1)	Arima (1,0,2)(2,0,2)	Arima (2,0,3)(3,0,3)
3520	R ²	0,712	0,262	0,265	0,23
	RMSE	0,294	0,558	0,558	0,574
	MAPE	60,436	60,056	59,514	61,729
	Bic Norm	-1,198	-1,022	-1,009	-0,887
	Ljung-Box - Sig	0,453	0,581	0,664	0,036
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (1,0,3)(1,0,1)	Arima (1,0,2)(2,0,2)	Arima (2,0,3)(3,0,3)
9136	R ²	0,754	0,31	0,291	0,333
	RMSE	0,219	0,225	0,229	0,223
	MAPE	61,015	63,207	63,417	62,517
	Bic Norm	-3,003	-2,836	-2,79	-2,776
	Ljung-Box - Sig		0,097	0,002	0,01
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (1,0,3)(1,0,1)	Arima (1,0,2)(2,0,2)	Arima (2,0,3)(3,0,3)
5902711	R ²	0,635	0,205	0,19	0,235
	RMSE	0,821	0,824	0,833	0,814
	MAPE	54,005	52,345	52,236	51,966
	Bic Norm	-0,363	-0,243	-0,206	-0,188
	Ljung-Box - Sig		0,075	0,255	0,135

Figura 33 - Teste de Modelos de Previsão aos artigos da Loja 267 – Fonte: Autoria Própria.

Código	Modelo Utilizado	Arima (0,0,2)(1,0,0)	Arima (0,0,1)(1,0,0)	Arima (0,0,3)(1,0,0)	Arima (0,0,1)(2,0,0)
1100	R ²	0,316	0,306	0,319	0,306
	RMSE	0,817	0,823	0,818	0,824
	MAPE	79,401	79,191	78,747	79,195
	Bic Norm	-0,324	-0,31	-0,291	-0,291
	Ljung-Box - Sig	0,803	0,446	0,805	0,394
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,1)(1,0,0)	Arima (0,0,3)(1,0,0)	Arima (0,0,1)(2,0,0)
2450	R ²	0,769	0,092	0,097	0,12
	RMSE	0,433	0,481	0,481	0,474
	MAPE	58,306	68,795	68,586	67,303
	Bic Norm	-1,644	-1,1384	-1,353	-1,398
	Ljung-Box - Sig		0	0	0
	Modelo Utilizado	Aditivo de Winters	Arima (0,0,1)(1,0,0)	Arima (0,0,3)(1,0,0)	Arima (0,0,1)(2,0,0)
3520	R ²	0,749	0,021	0,026	0,024
	RMSE	0,358	0,375	0,376	0,376
	MAPE	44,643	44,203	43,649	44,521
	Bic Norm	-2,004	-1,879	-1,847	-1,863
	Ljung-Box - Sig	0,453	0,163	0,26	0,217
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,1)(1,0,0)	Arima (0,0,3)(1,0,0)	Arima (0,0,1)(2,0,0)
9136	R ²	0,787	0,003	0,031	0,012
	RMSE	0,175	0,179	0,177	0,179
	MAPE	54,177	61,286	59,365	60,467
	Bic Norm	-3,459	-3,355	-3,347	-3,346
	Ljung-Box - Sig		0,017	0,107	0,038
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (0,0,1)(1,0,0)	Arima (0,0,3)(1,0,0)	Arima (0,0,1)(2,0,0)
5902711	R ²	0,708	0,053	0,091	0,069
	RMSE	0,747	0,774	0,76	0,768
	MAPE	59,896	59,508	58,673	59,16
	Bic Norm	-0,55	-0,432	-0,437	-0,431
	Ljung-Box - Sig		0	0,018	0

Figura 34 - Teste de Modelos de Previsão aos artigos da Loja 287 – Fonte: Autoria Própria.

Código	Modelo Utilizado	Arima (3,0,0)(0,0,0)	Arima (2,0,0)(0,0,0)	Arima (2,0,1)(0,0,0)	Arima (1,0,0)(0,0,0)
1100	R ²	0,354	0,307	0,316	0,307
	RMSE	1,888	1,958	1,948	1,955
	MAPE	42,449	43,9	44,44	43,87
	Bic Norm	1,335	1,423	1,429	1,404
	Ljung-Box - Sig	0,267	0	0	0
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (2,0,0)(0,0,0)	Arima (3,0,0)(0,0,0)	Arima (1,0,0)(0,0,0)
2450	R ²	0,726	0,056	0,057	0,028
	RMSE	0,654	0,679	0,68	0,688
	MAPE	32,192	33,708	33,651	34,465
	Bic Norm	-0,818	-0,694	-0,676	-0,684
	Ljung-Box - Sig		0,004	0,02	0
	Modelo Utilizado	Sazonal Simples	Arima (2,0,0)(0,0,0)	Arima (3,0,0)(0,0,0)	Arima (1,0,0)(0,0,0)
3520	R ²	0,78	0,001	0,001	0
	RMSE	0,707	0,752	0,753	0,752
	MAPE	48,752	56,107	56,099	56,083
	Bic Norm	-0,663	-0,489	-0,471	-0,507
	Ljung-Box - Sig		0	0	0
	Modelo Utilizado	Aditivo de Winters	Arima (2,0,0)(0,0,0)	Arima (3,0,0)(0,0,0)	Arima (1,0,0)(0,0,0)
9136	R ²	0,722	0,008	0,014	0,007
	RMSE	0,54	0,589	0,588	0,588
	MAPE	36,619	41,285	41,229	41,377
	Bic Norm	-1,186	-0,979	-0,966	-0,997
	Ljung-Box - Sig	0,178	0,005	0,005	0,007
	Modelo Utilizado	Arima (2,0,0)(0,0,0)	Arima (3,0,0)(0,0,0)	Arima (3,0,1)(0,0,0)	Arima (1,0,0)(0,0,0)
5902711	R ²	0,229	0,23	0,23	0,176
	RMSE	1,562	1,567	1,569	1,616
	MAPE	36,502	36,558	36,551	38,098
	Bic Norm	0,939	0,995	1,013	1,024
	Ljung-Box - Sig	0,681	0,624	0,553	0,01

Figura 35 - Teste de Modelos de Previsão aos artigos da Loja 420 – Fonte: Autoria Própria.

Nas hipóteses de investigação anteriores verificou-se que os artigos apresentam comportamentos com tendência e sazonalidade diferentes, por isso, testaram-se diferentes métodos de previsão, no SPSS, com o intuito de se descobrir qual se adequa melhor a cada artigo.

Este processo de seleção do modelo adequado comparou cinco parâmetros estatísticos: R^2 , RMSE, MAPE, BIC Norm e Ljung-Box. Os testes experimentais dos modelos baseiam-se em tentar maximizar o parâmetro R^2 e minimizar as restantes medidas de erro RMSE, MAPE e BIC normalizado. O teste de Ljung Box permite validar os modelos ARIMA quando se obtém um p-valor superior a 5%.

Na loja 246, com exceção do artigo 1100, verificou-se que o método sazonal simples é o mais adequado, então, conclui-se que os artigos não apresentam tendência mas apresentam sazonalidade semanal. Para o artigo 1100 verificou-se que o método que apresenta melhores parâmetros é o ARIMA (0,0,2)(0,0,0), ou seja, um modelo de médias móveis de ordem 2, onde não existe sazonalidade e, ao prever valores atuais da série, são considerados os desvios do valor médio das séries dos últimos períodos. A série não indica sazonalidade.

Na loja 259 o método de Sazonal Simples apresentou-se como o ideal para os artigos 2450, 9136 e 5902711. Para o artigo 3520, verificou-se que o método Aditivo de Winters apresentou os melhores valores, daí conclui-se que a série apresenta tendência e sazonalidade. Relativamente ao artigo 100, o método que melhor se ajustou foi o ARIMA (2,0,2)(0,0,0), daí concluir-se a não existência de sazonalidade.

Na loja 267, o método de Sazonal Simples apresentou-se como o mais assertivo para os artigos 2450, 9136 e 5902711. Relativamente ao artigo 1100, verificou-se que o método ARIMA (1,0,2)(1,0,1), confirma a existência de tendência e sazonalidade na série. Para o artigo 3520, verificou-se, novamente, que o método Aditivo de Winters apresentou os melhores valores, então concluiu-se que a série apresenta tendência e sazonalidade.

Na loja 287, verificou-se que as séries temporais correspondentes a cada um dos artigos, apresentavam os mesmos resultados que a loja anterior. Os artigos 2450, 9136 e 5902711 apresentam sazonalidade, os artigos 1100 e 3520 apresentam tendência e sazonalidade semanal.

Na loja 420, verificou-se que o artigo 9136 apresentou os parâmetros mais assertivos com o modelo Aditivo de Winters, pressupondo a existência de tendência e sazonalidade da série. Os artigos 1100 e 5902711 ajustaram-se melhor com modelos ARIMA sem sazonalidade. Os artigos 2450 e 3520 apresentam sazonalidade, tendo sido o método de Sazonal Simples o que apresentou melhores parâmetros.

3.4 - Discussão de Resultados

Neste capítulo são discutidos os resultados obtidos na análise e investigação prática. Relativamente à primeira hipótese de investigação, onde são analisados os efeitos das promoções nas vendas dos artigos, verificou-se que existe um aumento significativo de vendas em todas as lojas analisadas. Analisou-se uma promoção correspondente a uma baixa de PVP de 17.4%, (de 2.65€ para 2.19€), no artigo Perninha de Frango. O

crescimento em vendas foi evidente nas 5 lojas, com destaque na loja 287, onde a média de vendas praticamente duplicou, comparativamente com a média de vendas do artigo ao preço sem promoção.

A segunda hipótese de investigação envolveu a esquematização gráfica das vendas dos artigos analisados, ao longo de 53 semanas. Verificou-se que as lojas não apresentam o mesmo comportamento ao longo do ano relativamente às vendas, sendo que em alguns casos até se verificou comportamentos inversos. A loja 267 – Esposende, por se encontrar perto da praia, apresenta um aumento de vendas significativo na época de Verão. A loja 259 está situada em Bragança que, à semelhança de Esposende, é um local que apresenta um aumento de população no Verão, daí verificar-se um comportamento sazonal à loja 267, ainda que não tão evidente. As restantes lojas são consideradas lojas de cidade, apresentando um comportamento mais uniforme. Em alguns casos verifica-se até uma ligeira perda de vendas na altura de verão, devido à movimentação das pessoas para fora das cidades.

A representação gráfica permitiu, também, evidenciar que as promoções e as apresentações com publicidade dos artigos, influenciam significativamente as vendas.

A terceira hipótese de investigação comparou a quantidade de mercadoria que é pedida pela loja, e a quantidade que efetivamente é vendida. É possível verificar-se que as lojas pedem significativamente menos mercadoria do que aquilo que vendem, apenas pela análise visual dos gráficos utilizados na segunda hipótese de investigação. Contudo, quando realizados os testes estatísticos entre as duas amostras emparelhadas, isto é, quantidade de mercadoria pedida e quantidade de mercadoria vendida, confirmou-se que efetivamente existem diferenças significativas entre as duas amostras.

A quarta hipótese de investigação analisa o comportamento semanal dos artigos. Verificou-se que os primeiros três dias da semana (segunda-feira, terça-feira e quarta-feira) tendem a ser os dias mais fracos em vendas. Verificou-se, também, que as vendas tendem a crescer até ao fim de semana. Pode-se evidenciar o Sábado como, maioritariamente, o dia mais forte da semana em vendas, contudo, destaca-se também a quinta-feira como um dia forte, devido ao facto de ser um dia de arranque de promoções do folheto semanal.

Finalmente, verificou-se que os métodos de previsão que melhor se adequam aos artigos são, maioritariamente, modelos adequados a séries temporais com sazonalidade. No entanto, verificou-se que o artigo 3520, apresentou melhores parâmetros com modelos adequados a séries temporais com tendência e sazonalidade (Aditivo de Winters).

4- CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

4.1 - Principais contributos do trabalho

4.2 - Valor acrescentado da dissertação para o departamento de Gestão de Ordem de Mercadoria

4.3 - Proposta de trabalhos futuros

4 CONCLUSÕES E PROPOSTAS DE TRABALHOS FUTUROS

Esta dissertação foi desenvolvida no âmbito do Curso de Mestrado em Engenharia e Gestão Industrial do Instituto Superior de Engenharia do Porto e foi realizado em contexto de estágio curricular numa empresa de distribuição alimentar.

Concluiu-se através de testes t que as promoções têm um efeito nas vendas semanais dos artigos em todas lojas, verificando-se um aumento significativo nas vendas nas semanas em que há promoção. O comportamento das vendas ao longo do ano foi analisado para uma seleção de 5 produtos e 5 lojas, confirmando-se que existem alterações no Verão, havendo um aumento nas lojas de praia e diminuição nas lojas de cidade, devido ao turismo e movimento das populações nessa altura do ano. Comprovou-se ainda que na maioria das lojas analisadas a quantidade de mercadoria vendida é significativamente superior à mercadoria pedida, o que significa que os pedidos das lojas estão desajustados ao potencial de vendas. Aqui se revela que o Dep. GOM tem um papel importantíssimo na decisão do envio de mercadorias para não se perder o potencial de vendas das lojas.

4.1 - Principais contributos do trabalho

Os principais contributos do trabalho realizado para a empresa, no Departamento de Gestão de Ordem de Mercadoria, são:

- Criação de grupos de lojas com comportamentos idênticos para análise e previsão de vendas separadas;
- Alteração do plano de encomenda dos artigos;
- Criação de um método mais eficiente para as lojas realizarem a sua encomenda;
- Alteração da base de dados da área de trabalho;
- Atualização do *layout* dos artigos promocionais.

Na tabela 5 encontra-se a explicação detalhada das soluções descritas anteriormente.

Tabela 5 – Enumeração, descrição e estado de implementação das soluções de melhoria apresentadas.

Solução	Descrição da Solução	Estado de Implementação
Criação de grupos de lojas com comportamentos idênticos para análise e previsão de vendas separadas	Agruparam-se as 77 lojas da regional com comportamentos e sazonalidades idênticas. Este processo permitiu aplicar o fator de crescimento/decrescimento de vendas, no ato da análise, de forma mais assertiva à loja em questão.	Parcialmente implementado
Alteração do plano de encomenda dos artigos	Inicialmente o responsável de loja ao fazer a encomenda das carnes, apenas introduzia a quantidade que pretendia encomendar, e era o próprio a fazer os cálculos mentalmente, com base nos valores referentes ao histórico do artigo, que o dispositivo apresentava. Essa quantidade era posteriormente analisada pelo departamento. O novo plano de encomenda passa pelo responsável de loja introduzir o stock real que possui do artigo, e, posteriormente, colocar a quantidade que pretende encomendar.	Implementado em todas as lojas da regional norte
Criação de um método mais eficiente para as lojas realizarem a sua encomenda	O dispositivo sugere, automaticamente, um valor de encomenda com base no histórico do artigo. O representante de loja tem acesso ao histórico e pode decidir se aceita a proposta virtual. Esta proposta virtual apresenta valores assertivos e permite ao utilizador que faz a encomenda, economizar tempo na realização da mesma	Implementado em todas as lojas da regional norte
Alteração da base de dados da área de trabalho	Inicialmente eram importados os pedidos de loja para a base de dados de análise e o sistema calculava o stock teórico do artigo na loja, com base no histórico da mesma. Atualmente o processo de cálculo do stock teórico da loja foi substituído pelo valor do stock real, que a loja introduz ao realizar a encomenda.	Implementado em todas as lojas da regional norte
Atualização do <i>layout</i> dos artigos promocionais	Os artigos promocionais geralmente são movidos para o topo da arca das carnes com o intuito de ser proporcionada maior visibilidade e maior destaque à campanha. No entanto, opta-se por manter alguma mercadoria do artigo na localização habitual, para proporcionar, maior conforto e disponibilidade ao cliente.	Parcialmente implementado

4.2 - Valor acrescentado da dissertação para o departamento de Gestão de Ordem de Mercadoria

O processo de investigação e as análises de comportamento dos artigos e das lojas permitiu propor soluções simples e eficientes ao departamento na melhoria de alguns processos críticos como o novo plano de encomenda das carnes, que permitiu às lojas encomendar valores mais assertivos consoante o que estão efetivamente a vender, para além de economizarem tempo na realização da mesma.

A aplicação de dupla localização nos artigos promocionais permitiu maior visibilidade e destaque dos artigos promocionais e maior disponibilidade para o cliente. A aplicação do stock real de loja no processo de análises de encomendas permitiu contabilizar alguns fatores que não eram incluídos no cálculo do stock teórico, nomeadamente as quebras de artigos.

Finalmente, a criação de grupos de loja com base em comportamentos e sazonalidades, permitiu melhorar o processo de análise e previsão das vendas porque nem todas as lojas apresentam o mesmo comportamento, algumas apresentam até sazonalidade inversa.

4.3 - Proposta de trabalhos futuros

A proposta de trabalhos futuros passa pela melhoria contínua.

O ato de análise de previsão de vendas é bastante dinâmico e pode ser influenciado por diversos fatores, como tal, é necessário garantir históricos fiáveis para uma base de trabalho sólida e credível.

É fundamental uniformizar todos os procedimentos, ferramentas e ideias de trabalho, e enraizar no departamento que é sempre possível alcançar melhores resultados.

Inovar em alguns processos fundamentais passou a ser, ainda mais, estratégia da empresa na busca dessa mesma melhoria.

É fundamental impulsionar o trabalho em equipa e promover uma cultura em que se valoriza, respeita e aceita as diferentes opiniões de todos, com o intuito de se alinhar os pensamentos e as ideias. Dito isto, coloca-se a comunicação, como uma das melhorias implementadas neste projeto, tendo sido abrangidos vários setores da empresa.

Embora tenha-se presenciado crescimentos e melhorias diversas, há sempre aspetos que podem ser otimizados e aperfeiçoados por todos, persistindo sempre na busca da perfeição.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Armstrong, J. S., & C.Green, K. (2005). "Demand Forecasting: Evidence-based Methods," Monash Econometrics and Business Statistics Working Papers 24/05, Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics.
- R. H. Ballou (2004). Business Logistics/Supply Chain Management. ISBN: 978-0131492868.
- Berk, R. A., McCleary, R., & Hay, R. A. (1981). Applied Time Series Analysis for the Social Sciences. Contemporary Sociology. American Sociological Association (pp. 818-819). <https://doi.org/10.2307/2067244>.
- Blattberg, R. C., & Neslin, S. A. (1989). Sales promotion: The long and the short of it. Marketing Letters (pp. 81-97). <https://doi.org/10.1007/BF00436151>.
- Box, G. E. P., Jenkins, G. M., & Reinsel, G. C. (1994). Time Series Analysis: Forecasting & Control. Book. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, (pp.713- 730). <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.02.001>.
- Brockwell P.J. and Davis, R.A. (1991) Time Series: Theory and Methods, 2nd edn. New York: Springer-Verlag.
- Caiado, J. (2011). Métodos de Previsão em Gestão Com Aplicações em Excel. Lisboa: Edições Sílabo.
- Clement, E. P. (2014). Using Normalized Bayesian Information Criterion (Bic) to Improve Box - Jenkins Model Building. American Journal of Mathematics and Statistics, 4(5), 214–221. <https://doi.org/10.5923/j.ajms.20140405.02>.
- Doganis, P., Alexandridis, A., Patrinos, P., & Sarimveis, H. (2006). Time series sales forecasting for short shelf-life food products based on artificial neural networks and evolutionary computing. Journal of Food Engineering, 75(2), 196–204. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2005.03.056>.
- Enders, W. (2010). "Applied Econometric Times Series: Chapter 6", 3rd Edition, Wiley, (pp. 360). [https://doi.org/10.1016/S1043-2760\(97\)84344-5](https://doi.org/10.1016/S1043-2760(97)84344-5).
- Frank, A. Garg, L. Sztandera, A. Raheja, Forecasting women's apparel sales using mathematical modeling, International Journal of Clothing Science and Technology 15 (2) (2003) 107–125.
- Gardner, E. S. (2006). Exponential smoothing: The state of the art-Part II. International Journal of Forecasting. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2006.03.005>.
- Gedenk, K., Neslin, S. A., & Ailawadi, K. L. (2006). Sales promotion. In Retailing in the 21st Century: Current and Future Trends. https://doi.org/10.1007/3-540-28433-8_22.

- Gilbert, K. (2005). An ARIMA supply chain model. *Management Science*, 51(2), 305–310. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0308>.
- Gonçalves, J. (2010). *Gestão de Aprovisionamento - Stocks, Previsão, Compras*. Edições Técnicas, Publindústria.
- Guimarães, R., & Cabral, J. (2010). *Estatística (2a)*. Lisboa: Verlag Dashöfer. ISBN 9789896421083.
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2012). *Forecasting: Principles and Practice*. Retrieved from <http://otexts.com/fpp/>.
- Hyndman, R. J., Koehler, A. B., Snyder, R. D., & Grose, S. (2002). A state space framework for automatic forecasting using exponential smoothing methods. *International Journal of Forecasting*. [https://doi.org/10.1016/S0169-2070\(01\)00110-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2070(01)00110-8).
- Jallais, J.; Orsoni, J. e Fady, A. (1993), *O marketing da distribuição: aplicação ao ponto de venda, Zénite*, Lisboa. ISBN: 972-8042-01-9
- Juran, J. M. (1988). *Juran on planning for quality*. New York: Free Press.
- Kotler, P., & Keller, K. L. (2006). *Marketing Management 12e*. Pearson Education Limited. Organization. <https://doi.org/10.1080/08911760903022556>.
- La Londe, B.,J., et al. (1993) Integrated distribution systems: A management perspective. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, Vol. 23 (5), (pp. 4-4).
- Lindon, D et al. (2004) *Mercator XXI – Teoria e Prática do Marketing*, 10ª edição, Publicações Dom Quixote, Lisboa.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. *Biometrika*. <https://doi.org/10.1093/biomet/65.2.297>.
- Makridakis, & Spyros. (1998). *Forecasting: Methods and Applications (3a)*. New Jersey: John Wiley & Sons.
- McCleary, Hay (1980). *Applied Time Series Analysis for the Social Sciences*. Beverly Hills, CA: SAGE. ISBN: 0803912064
- Mentzer, J. T., & Cox Jr., J. E. (1984). A Model of the Determinants of Achieved Forecast Accuracy. *Journal of Business Logistics*.
- Montgomery, D. C., Jennings, C. L., & Kulahci, M. (2008). Introduction to Time Series Analysis and Forecasting. *Journal of Chemical Information and Modeling*. <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>.
- Murteira, B., Muller, D., & Turkman, K. (2000). *Análise de sucessões cronológicas*. McGrawHill.
- Napolitano, G., Serinaldi, F., & See, L. (2011). Impact of EMD decomposition and random initialisation of weights in ANN hindcasting of daily stream flow series: An empirical examination. *Journal of Hydrology*, 406(3–4), 199–214. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2011.06.015>.
- Nogales, F. J., Contreras, J., Conejo, A. J., & Espínola, R. (2002). Forecasting next-day electricity prices by time series models. *IEEE Transactions on Power Systems*, 17(2), (pp.342–348). <https://doi.org/10.1109/TPWRS.2002.1007902>.

- Ogden, James; Crescitelli, Edison. Comunicação integrada de marketing: conceito, técnicas e prática. São Paulo: Pearson Prentice Hall, (2007).
- Oladebeye, D. H., & Ejiko, O. S. (2015). Development of a Fourier Series Forecasting Model for Predicting the Sales Volume of Selected Manufacturing Company, 5(1), (pp.32–41).
- Papadourakis, G., Spanoudakis, G., & Gotsias, A. (1993). Applications of Neural Networks in short term stock price forecasting. London.
- Pellegrini, F. (2000). Metodologia para implementação de sistemas de previsão de demanda. Porto Alegre: UFRGS, (pp.146).
- Pindyck, Robert S., and Daniel L. Rubinfeld, (1998). Econometric Models and Economic Forecasts. New York: McGraw-Hill.
- Ratto, L. (2008). Comercio. Um Mundo De Negocios. Rio de Janeiro: Senac. ISBN: 8574582352
- Rosenbloom, B. 2013. Marketing channels: A management view. Mason, OH: South-Western.
- Rousseau, J. A. (2008) Manual da Distribuição, 2ª edição, Principia, São João do Estoril. ISBN: 9789898131058
- Scherer, M. (2018). Multi-layer neural networks for sales forecasting. Journal of Applied Mathematics and Computational Mechanics, 17(1), (pp.61–68). <https://doi.org/10.17512/jamcm.2018.1.06>.
- Schneider, M. J. & Gupta, S. (2016). Forecasting sales of new and existing products using consumer reviews: A random projections approach. International Journal of Forecasting, 32 (2), (pp.243–256).
- Thomassey, S. (2010). Sales forecasts in clothing industry: The key success factor of the supply chain management. International Journal of Production Economics, 128(2), (pp.470–483). <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.018>.
- Valipour, M., Banihabib, M. E., & Behbahani, S. M. R. (2013). Comparison of the ARMA, ARIMA, and the autoregressive artificial neural network models in forecasting the monthly inflow of Dez dam reservoir. Journal of Hydrology, 476, (pp.433–441). <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2012.11.017>.
- Wong, W. K., & Guo, Z. X. (2010). A hybrid intelligent model for medium-term sales forecasting in fashion retail supply chains using extreme learning machine and harmony search algorithm. International Journal of Production Economics. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2010.07.008>.
- Zhang, Y., Zhong, M., Geng, N., & Jiang, Y. (2017). Forecasting electric vehicles sales with univariate and multivariate time series models: The case of China. PLoS ONE, 12(5), <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176729>.
- <https://empregos.lidl.pt/pt/sobre-a-lidl-1632.htm> (consultado a 17 de janeiro de 2019).

APÊNDICES

Apêndice A - Comportamento semanal dos artigos da Loja 246

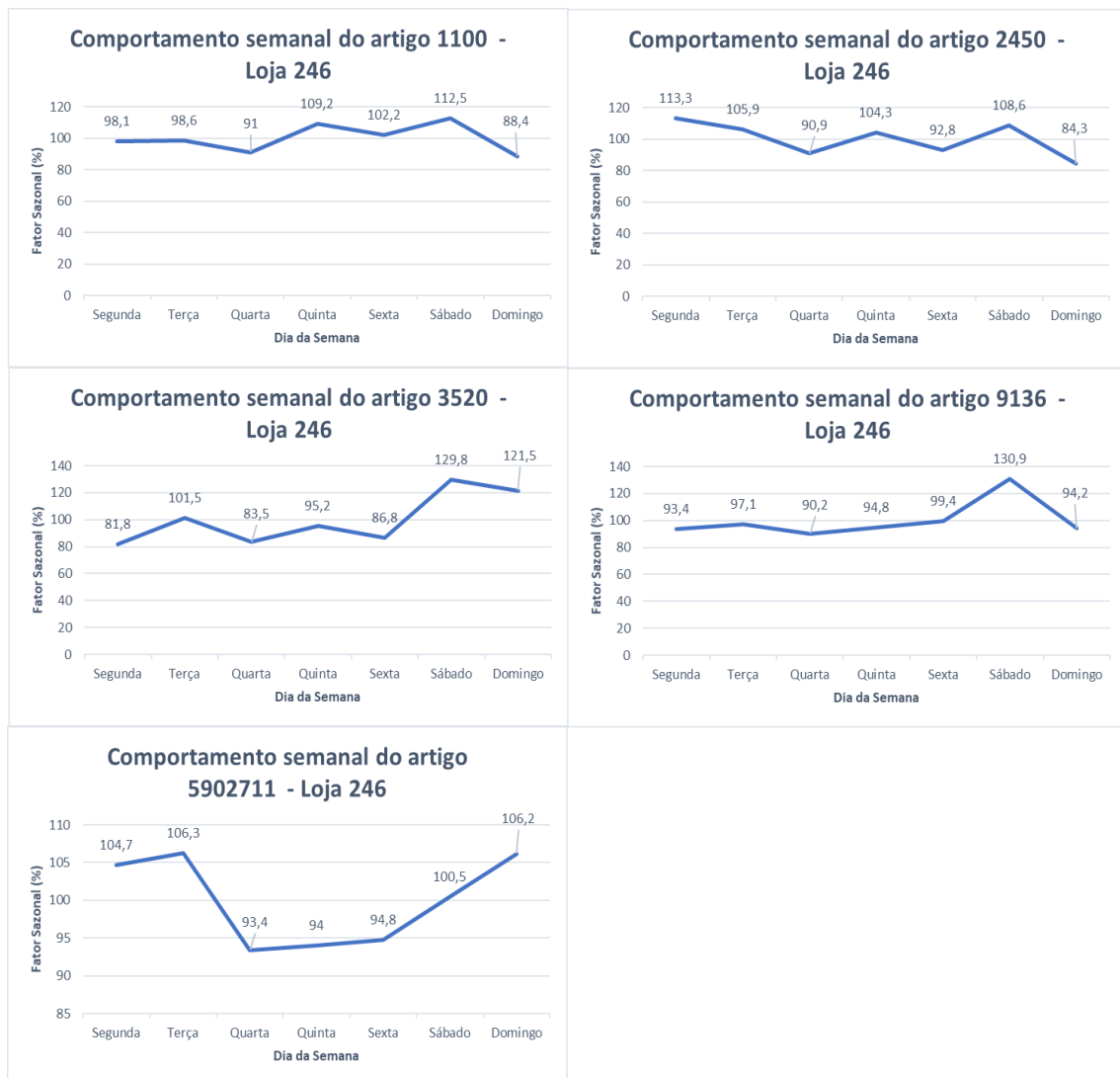
Apêndice B - Comportamento semanal dos artigos da Loja 259

Apêndice C – Comportamento semanal dos artigos da Loja 267

Apêndice D – Comportamento semanal dos artigos da Loja 287

APÊNDICES

Apêndice A - Comportamento semanal dos artigos da Loja 246



Apêndice B- Comportamento semanal dos artigos da Loja 259



Apêndice C - Comportamento semanal dos artigos da Loja 267



Apêndice D - Comportamento semanal dos artigos da Loja 287

