

Proposta de um Modelo de Séries Temporais para a Previsão de Vendas no Varejo

Resumo

O presente trabalho tem como objetivo geral apresentar modelos de séries temporais para a previsão de vendas de uma loja no município de Florianópolis/SC. A população utilizada advém de dados coletados do sistema de uma franquia pertencente a uma empresa de capital fechado. Foram utilizados os dados de 1305 pedidos de compra, no período 01/11/2013 à 31/08/2014. Os procedimentos metodológicos adotados na presente pesquisa seguem uma natureza descritiva, com abordagem quantitativa, com análise documental, baseada nos dados de uma empresa de capital fechado de Florianópolis. No referencial teórico foram abordados modelos de previsão de vendas, como o Modelo Box-Jenkins e os Modelos Sazonais de Winters. Também foi realizada uma incursão teórica a respeito do comércio varejista e o varejo brasileiro. Os resultados da análise demonstram que os clientes compram mais em datas próximas ao recebimento de seus salários, ou seja, no início do mês e os coeficientes negativos obtidos para cada uma das defasagens do modelo indicam que as vendas tendem a cair com o passar dos dias. Nesse sentido, a previsão de vendas, principalmente no varejo, é um elemento decisivo na definição de um posicionamento competitivo, contribuindo para uma melhor gestão das empresas e aproveitamento dos recursos e oportunidades.

Palavras-chave: Séries Temporais. Vendas. Varejo

1 Introdução

As empresas varejistas vêm sendo marcadas por profundas alterações e pelos diversos fatores que atuam sobre o setor, gerando impactos e causando variados efeitos e reações. As alterações nos fatores demográficos e econômicos, nas necessidades e comportamento de compra dos consumidores como também no surgimento de novos formatos de varejo são alguns dos elementos que marcam o comércio varejista no país (ALPERSTEDT *et al*, 2011).

Segundo o Instituto para Desenvolvimento no Varejo – IDV (2015b), o crescimento do setor no ano de 2014 foi de 2,2%, já descontando a inflação. Apesar de seu baixo crescimento em relação aos anos anteriores, o setor é considerado um dos maiores geradores de empregos formais no país. A importância do varejo no cenário econômico brasileiro vem sendo cada vez mais reconhecida e destacada devido à crescente participação no Produto Interno Bruto (PIB) do país, gerando emprego e renda e transformando a estrutura do mercado, mesmo sofrendo com taxas de juros elevadas e regulamentações trabalhistas burocráticas (IDV, 2015a).

A empresas necessitam aderir a um gerenciamento mais estratégico para competir nesse setor, com a implementação de planos de longo prazo a fim que criar vantagens competitivas sobre os concorrentes (ALPERSTEDT *et al*, 2011). Segundo Gonçalves (1996), o preparo gerencial é necessário tanto para o empresário quanto a equipe, pois a falta de saber administrar é uma das principais causas do fracasso nos empreendimentos.

Perante a dimensão do setor varejista no Brasil, as empresas têm que buscar formas de planejar estratégias e ações para não perder a sua parcela no mercado. Um estudo feito pelo Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas – SEBRAE (2013) constatou que a taxa de sobrevivência das empresas com até dois anos de atividades no Brasil chegou a 77,7% e em Santa Catarina a 76,9%. Esses dados mostram que muitas empresas fecham as portas com bem pouco tempo de atividade, o que em muitos casos pode ocorrer devido à falta de planejamento e experiência na gestão de um negócio.

A utilização de um planejamento adequado onde é possível verificar as medidas a serem tomadas frente às ameaças e aproveitar as oportunidades encontradas é indispensável e de grande importância para as empresas que atuam no comércio. Nesse contexto, obtém-se a pergunta de pesquisa que orienta este artigo: como os modelos para previsão de vendas poderão contribuir para o melhor desempenho da loja? Para responder a pergunta, tem-se como objetivo apresentar modelos de séries temporais para a previsão de vendas de uma loja no município de Florianópolis/SC.

A empresa na qual se desenvolveu o trabalho consiste em uma franquia de uma marca fabricante de colchões, de capital nacional, que atua em todas as regiões do país. De modo específico, a empresa objeto de análise constitui-se como um empreendimento varejista especializado na área de artigos de colchoaria.

2 Fundamentação Teórica

A seguir é feita uma incursão teórica sobre os modelos de previsão através do método de Séries Temporais abordando o modelo Box-Jenkins e os modelos sazonais de Winters. Também são abordados os temas referentes ao comércio varejista e o varejo brasileiro.

2.1 Modelos de Previsão com o Método de Séries Temporais

De acordo com Spiegel (1993), “uma série temporal é um conjunto de observações tomadas em tempos determinados, comumente em intervalos iguais”. Segundo Castanheira (2013), uma série temporal pode ser matematicamente representada como: “ $Y = f(t)$ ”, onde “ Y ” é a variável dependente em estudo, “ f ” é o método que relaciona o valor de “ Y ” com a

data de referência e “ t ” é a data de referência, evidenciando o conjunto cronológico de observações.

Através de gráficos podemos visualizar os detalhes do comportamento da variável em observação. Analisando a série temporal podem-se identificar os fatores que influenciam a mesma, revelando se há presença de uma tendência secular, de flutuações cíclicas, de variações sazonais e de variações aleatórias ou irregulares (CASTANHEIRA, 2013). Nos estudos de técnicas de previsão de vendas, segundo Wanke e Julianelli (2011), a série temporal define-se como o histórico das vendas de um determinado item ao longo do tempo.

As técnicas de séries temporais, utilizadas para identificar e projetar os componentes, são classificadas em métodos matemáticos fixos (FMTS – *fixed-model timeseries*) e em métodos com modelos matemáticos ajustáveis ou abertos (OMTS – *open-model time series*). Os métodos matemáticos fixos apresentam equações definidas baseadas em avaliações *a priori* de determinados componentes dos dados históricos e os métodos ajustáveis ou abertos visam identificar quais componentes realmente estão presentes, para a criação de um modelo único que faça a previsão dos valores futuros (WANKE; JULIANELLI, 2011).

Nesta revisão da literatura, iremos abordar o modelo Box-Jenkins (OMTS) e os modelos sazonais de Winters (FMTS).

2.1.1 Modelo Box-Jenkins

Os modelos de Box-Jenkins, também conhecidos como Modelos Autorregressivos Integrados a Média Móvel ou simplesmente ARIMA (*Autoregressive Integrated Moving Average*), foram propostos por George Box e Gwilym Jenkins no início dos anos 70 (ROSSI; NEVES, 2014). O procedimento de Box e Jenkins consiste em explicar uma variável por meio de valores passados dela mesma e de valores passados de choques. Como nenhuma outra variável está explicitamente envolvida no modelo, esse é chamado de univariado (SARTORIS, 2013).

Segundo Angelo *et al* (2011), o trabalho de Box e Jenkins propõe um método baseado em quatro etapas: identificação, estimação, verificação de diagnóstico e previsão. Na etapa de identificação ocorre a determinação dos termos geradores da série (AR - autorregressivo e MA – médias móveis) e na ordem de diferenciação. A estimação corresponde à determinação dos parâmetros dos termos AR e MA. Na terceira etapa, que consiste no exame dos resultados, procura-se verificar o ajustamento do modelo estimado. Um aspecto importante é a análise dos resíduos. Uma indicação da adequação do modelo é a condição dos resíduos. Um modelo representativo de uma série deve produzir um conjunto de valores totalmente aleatórios, isto é, como se denomina convencionalmente na literatura: ruído branco. Finalmente na quarta e última fase se realiza a previsão.

Os modelos de Box-Jenkins assumem que os valores de uma série temporal são altamente dependentes, isto é, cada valor atual pode ser explicado por valores anteriores da série (SILVA, 2008).

2.1.2 Modelos de Winters

Os modelos de Winters descrevem apropriadamente dados de demanda onde se verifica a ocorrência de tendência linear, além de um componente de sazonalidade. Esses dados de demanda sazonal caracterizam-se pela ocorrência de padrões cíclicos de variação, que se repetem em intervalos relativamente constantes de tempo (PELLEGRINI, 2000). Wanke e Julianelli (2011) também afirmam que o método de Winter é considerado adequado para a previsão de séries que apresentam tendência e sazonalidade, pois através desse método é possível calcular o ajuste sazonal para cada período.

A sazonalidade é bastante observada em vários segmentos de mercado, como o da empresa objeto de estudo, os artigos de colchoaria. Como todos os métodos de suavização

exponencial, os modelos de Winters necessitam valores iniciais de componentes (neste caso, nível, tendência e sazonalidade) para dar início aos cálculos. Para a estimativa do componente sazonal, necessita-se no mínimo uma estação completa de observações, ou seja, “s” períodos. As estimativas iniciais do nível e da tendência são feitas, então, no período “s” definido para o componente sazonal (PELLEGRINI, 2000). Os modelos de Winters dividem-se em dois grupos: multiplicativo e aditivo. Esses dois modelos diferem-se por:

- **Modelo Sazonal Multiplicativo:** nesse modelo a amplitude da variação sazonal aumenta ou diminui como função do tempo.
- **Modelo Sazonal Aditivo:** a amplitude da variação sazonal é constante ao longo do tempo sendo a diferença entre o maior e menor valor de demanda dentro das estações permanece relativamente constante no tempo.

A seguir tabela com as equações básicas para os dois modelos:

Tabela 1 – Equações Básicas para os Modelos Multiplicativo e Aditivo de Winters

	Modelo Sazonal Multiplicativo	Modelo Sazonal Aditivo
Nível	$L_t = \alpha \frac{Y_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}),$	$L_t = \alpha (Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$
Tendência	$b_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$	$b_t = \beta (L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$
Sazonalidade	$S_t = \gamma \frac{Y_t}{L_t} + (1 - \gamma)S_{t-s}$	$S_t = \gamma(Y_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$
Previsão	$F_{t+m} = (L_t + b_{t-m})S_{t-s+m}$	$F_{t+m} = (L_t + b_{t-m})S_{t-s+m}$

Fonte: Albuquerque e Serra, 2006.

Onde: “S” – Comprimento da Sazonalidade; “L_t” – Nível da Série; “b_t” – Tendência; “S_t” – Componente Sazonal; “F_{t+m}” – Previsão para o período “m” e “Y_t” – Valor Observado.

A equação da tendência da previsão permanece a mesma para ambos os modelos. Nas demais equações, a única diferença é que o componente sazonal está efetuando operações de soma e subtração, ao invés de multiplicar e dividir. Como nos outros modelos de amortecimento exponencial, a precisão dos modelos de Winters está relacionada com a definição dos valores dos coeficientes de amortecimento “α”, “β” e “γ” (SILVA, 2008).

2.2 O Comércio Varejista e o Varejo Brasileiro

O varejo pode ser definido como o conjunto de atividades que adicionam valor aos produtos e serviços vendidos aos indivíduos para consumo próprio (MERLO *et al*, 2011). O varejista oferece um serviço facilitando o processo de compras de produtos, atendendo assim seus desejos e necessidades dos consumidores. O setor, principalmente em países em desenvolvimento como o Brasil, é de fundamental importância por ser uma importante fonte de emprego e renda.

De acordo com Hillmann (2013), o varejista agrega valor ao sistema distributivo do mercado moderno e juntamente com o distribuidor e o atacadista ajudam a aumentar a malha distributiva de produtos no mercado em questão. Merlo *et al* (2011) aponta que diversos canais de distribuição podem ser utilizadas pelos fabricantes para a venda de seus produtos, como abertura de lojas próprias, venda direta, comércio eletrônico, a franquia empresarial, loja multimarcas ou até mesmo representantes de vendas.

O varejo de bens é um serviço caracteristicamente marcado pela simultaneidade produção-consumo e pelo uso intensivo de mão-de-obra. Devido ao grande número de opções de compras que os clientes têm, o comércio varejista tem como essência e prioridade a

construção de uma base de clientes fiéis, buscando a satisfação total e estabelecimento de padrões de qualidade (FIGUEIREDO; OZORIO; ARKADER, 2002).

O comércio varejista brasileiro iniciou o ano de 2015, segundo o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE (2015), registrando variações de 0,8% no volume de vendas e de 1,3% na receita nominal e voltando a ter crescimento após a interrupção do crescimento registrada no mês de dezembro. Em relação ao mesmo período do ano anterior, houve um acréscimo de 0,6%. Isso demonstra que, apesar de passar por momentos de baixa, o setor recupera-se e volta a crescer.

Atualmente, o consumidor tem apresentado mudanças em seu estilo de vida e a competição entre as empresas vêm se acentuando, fazendo com que o ambiente necessite de monitoramento e acompanhamento em suas mudanças. Diversas variáveis devem ser analisadas no varejo, para que estas não sejam fontes de ameaças e sim de oportunidades, como o comportamento do consumidor e dos competidores, o ambiente socioeconômico e os avanços tecnológicos. Essas variáveis juntamente com desenvolvimento de um diagnóstico interno devem compor a gestão estratégica da empresa, sendo de fundamental importância para a garantia do sucesso no longo prazo.

3 Procedimentos metodológicos

Neste capítulo são descritos os procedimentos a serem seguidos na execução da pesquisa. Para isto, primeiramente, demonstra-se o enquadramento metodológico do estudo, e, na sequência, os instrumentos para coleta de dados e análise dos mesmos.

3.1 Enquadramento Metodológico

O enquadramento de um estudo procura demonstrar ao leitor a forma na qual a pesquisa foi feita. Segundo Gil (2002), os critérios para a classificação da pesquisa são aqueles referentes aos objetivos da pesquisa e procedimentos técnicos utilizados. Além destes, Raupp e Beuren (2010) sugerem a classificação de acordo com a abordagem do problema.

Em relação aos objetivos a presente pesquisa é caracterizada como descritiva. Este tipo de estudo, afirma Gil (2008, p. 28), “tem como objetivo primordial a descrição das características de determinada população ou fenômeno ou o estabelecimento de relações entre variáveis”. Esta declaração vai de encontro a presente investigação, já que a mesma propõe uma análise dos dados da empresa e a aplicação de modelos de previsão de vendas.

Os procedimentos, que se referem à maneira pela qual se conduz o estudo e se obtêm os dados (RAUPP; BEUREN, 2010), no caso desta pesquisa, podem ser classificados como um estudo de caso. De acordo com Gil (2002, p. 54) um “estudo de caso é caracterizado pelo estudo profundo e exaustivo de um ou poucos objetos, de maneira que permita seu amplo e detalhado conhecimento”.

Referente à abordagem do problema têm-se uma pesquisa quantitativa. A mesma “caracteriza-se pelo emprego de instrumentos estatísticos, tanto na coleta quanto no tratamento dos dados” (RAUPP; BEUREN, 2010, p. 92), pois possui uma preocupação maior com o comportamento geral dos acontecimentos.

3.2 Instrumentos e procedimentos de pesquisa

Os instrumentos para coleta de dados são as formas que o pesquisador utiliza para obter informações necessárias para o estudo. E, a análise de dados é a etapa onde se faz a avaliação dos dados obtidos e transforma-os em informações para a pesquisa. Tendo em vista que os objetivos desta pesquisa podem ser alcançados através da utilização dos dados coletados no sistema da empresa, o instrumento utilizado é a análise documental.

Os dados compreendem o período entre 01/11/2013 e 31/08/2014 e no total foram coletados 1305 pedidos de compra. Em cada pedido foi possível identificar o valor total da

compra, a quantidade de produtos vendidos, a data da compra e em quantas parcelas o pagamento foi efetuado.

Algumas observações a respeito do banco de dados utilizado devem ser feitas. Para consecução dos ajustes procedidos ao banco de dados (BD), inicialmente foi realizado o ordenamento do BD em ordem cronológica, ou seja, da data mais antiga a mais recente. Nesta etapa foi identificado um possível erro na variável “Data da compra” (“Dt_Compra” na nova BD atualizada), em que houve a inserção do valor “09/12/2012”. Para realização do ajuste do BD foi considerado que a data correta era “09/12/2013” e, conseqüentemente, com isto, houve um erro de cálculo para a variável “Dias em relação à emissão NF” (“Dias_NF” na nova BD atualizada), em que o valor calculado de “630” dias deveria assumir o valor “265” dias.

A análise a ser feita será de forma descritiva devido ao estudo envolver dados quantitativos. O estudo descritivo se preocupa em descobrir as características de um fenômeno (COLAUTO; BEUREN, 2010). O processo de análise envolve codificação das respostas, tabulação dos dados e cálculos estatísticos, por meio do software Stata.

4 Análise dos dados

Após o reordenamento cronológico dos dados, observou-se que os dados eram relativos ao período compreendido entre 02/11/2013 e 31/08/2014, em que cada uma das observações correspondia às compras efetuadas. Assim, como se verificou que havia dias em que não houve compras e dias com mais de uma compra, optou-se pela utilização de dados diários acumulados. Também foram acrescentadas novas datas em que não houve registro de compras efetuadas com valores zerados. Com este ajuste a base de dados passou a compreender o período entre 01/11/2013 e 31/08/2014. Deste modo, o novo BD foi composto pelas seguintes variáveis:

Quadro 1- Variáveis do Banco de Dados

Variável	Descrição
Dt_Compra	Data em que a compra foi efetuada
N_Compras	Número de compras efetuadas na data
Dias_NF	Dias em relação à emissão da nota fiscal
Valor_Compra	Valor acumulado das compras diárias
N_parcelas	Número médio diário de parcelas concedidas
N_prod_compr	Número médio diário de produtos comprados

Fonte: Elaborado pelos autores.

Após a realização do ajuste do BD foi realizada a importação destes dados para o software Stata.

Importação do BD em formato Excel no Stata

Comando: `import excel "Local do arquivo\BD_Compras_Diário.xlsx", sheet("BD_Diário") firstrow`

Após a importação do BD em formato Excel no Stata, foi realizado o salvamento do BD em formato Stata (.dta).

Salvamento do BD no Stata

Comando: `save "G:\Doutorado\2014.3 - MQAC\Exercício 6\BD_Compras_Diário.dta"`

Após o salvamento do BD, foi solicitada a abertura do BD.

Abertura do BD no Stata

Comando: `use "G:\Doutorado\2014.3 - MQAC\Exercício 6\BD_Compras_Diário.dta"`

Após a abertura do BD, foi declarada ao Stata a utilização de dados de séries temporais diárias.

Declaração como série temporal diária

Comando: **tsset Dt_Compra, daily**

```
. tsset Dt_Compra, daily
      time variable: Dt_Compra, 11/1/2013 to 8/31/2014
      delta: 1 day
```

Após a configuração do BD como série temporal diária, iniciaram-se os procedimentos para análise.

Geração de estatísticas descritivas

Comando: **summarize N_Compras Dias_NF Valor_Compra N_parcelas N_prod_compr**

```
. summarize N_Compras Dias_NF Valor_Compra N_parcelas N_prod_compr
```

Variable	Obs	Mean	Std. Dev.	Min	Max
N_Compras	304	4.292763	2.786663	0	14
Dias_NF	304	138.0954	91.58693	0	302
Valor_Compra	304	7803.376	6105.57	0	41934.8
N_parcelas	304	7.611378	2.735016	0	10
N_prod_compr	304	2.655384	1.372906	0	11

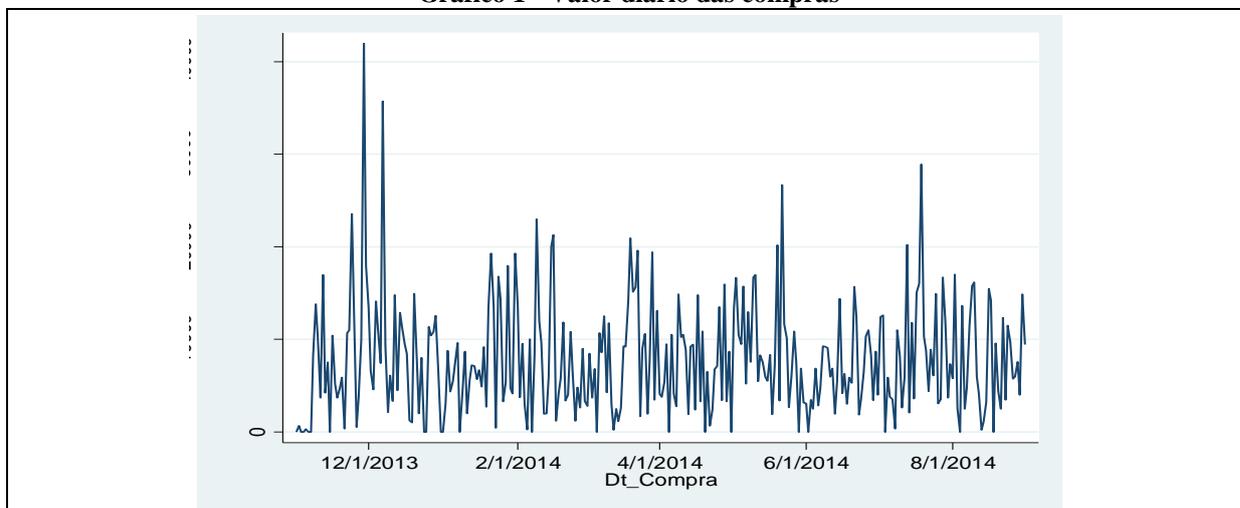
De acordo com os resultados da estatística descritiva, a empresa efetua em média quatro operações de venda ao dia, com variação entre zero e 14 vendas ao dia. O valor médio das vendas ao dia é de R\$138,10, com o mínimo de R\$0,00 e máximo de R\$41.934,80. Os resultados apontam um desvio padrão de R\$6.105,57, muito próximo à média das vendas indicando grande dispersão entre os valores. A empresa concede em média 7 parcelas em suas vendas diárias (com mínimo de zero e máximo de 10 parcelas) e vende em média 2 produtos ao dia (mínimo de zero e máximo de 11 produtos).

Após a realização dos testes e geração das estatísticas descritivas, foram gerados os gráficos de séries temporais para as variáveis de valor diário das compras (Valor_Compra), da média de parcelas por dia (N_parcelas) e do número de compras diárias (N_Compras)

Gráficos de série temporal

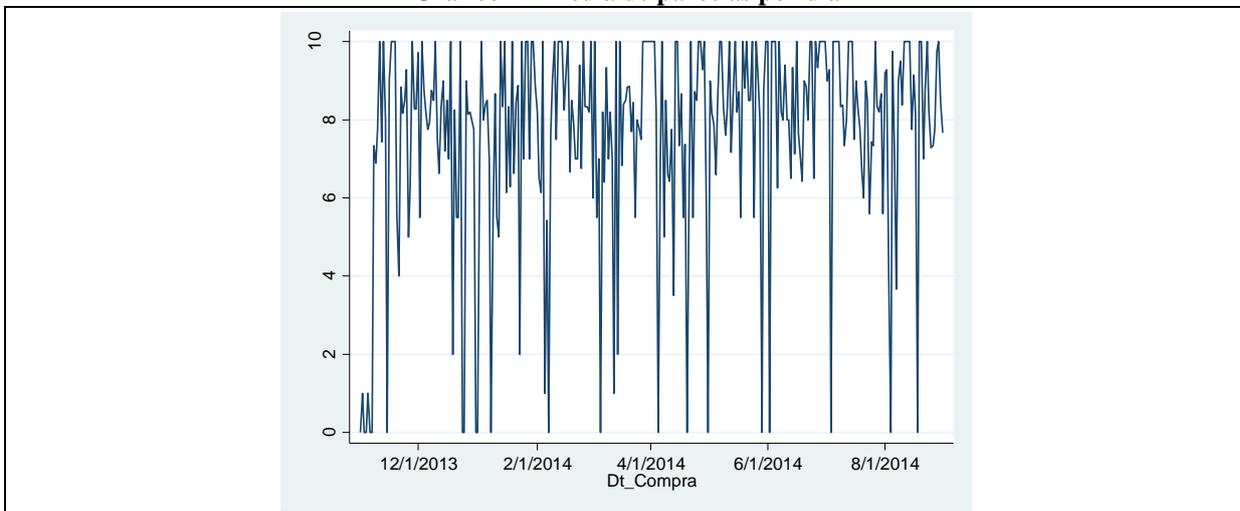
Comando: **twoway (tsline Valor_Compra), ytitle(Valor das compras)**

Gráfico 1 - Valor diário das compras



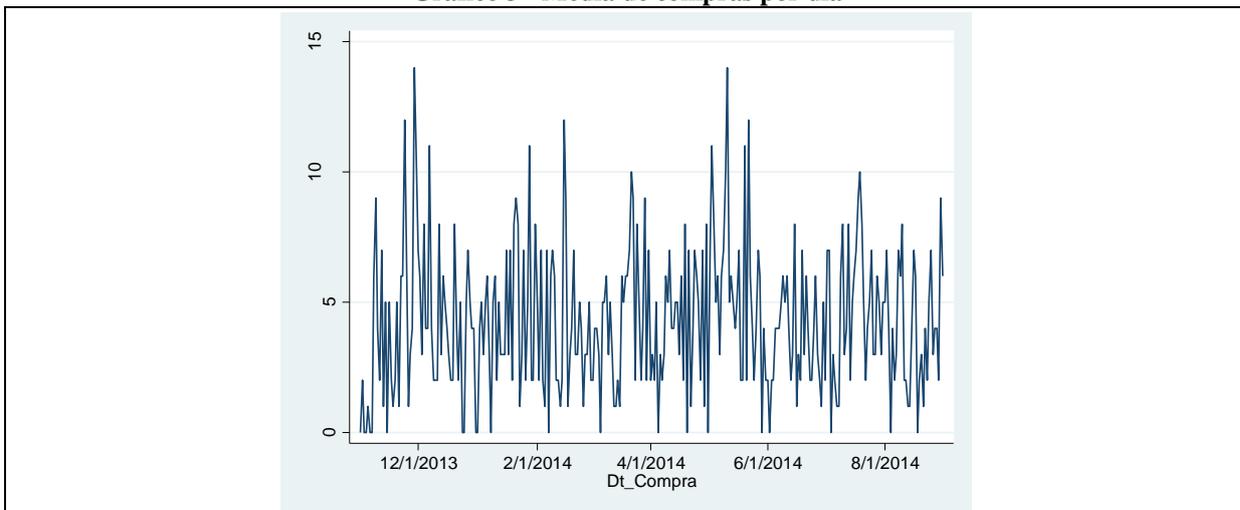
Comando: `twoway (tsline N_parcelas), ytitle(Número de parcelas)`

Gráfico 2 - Média de parcelas por dia



Comando: `twoway (tsline N_Compras), ytitle(Número de compras)`

Gráfico 3 - Média de compras por dia



Após a geração dos gráficos para visualização do comportamento das variáveis, iniciou-se o processo para a realização da análise de regressão de séries temporais. Para realização dos procedimentos necessários para a geração dos modelos de regressão, foram criadas as variáveis de diferenças e defasagens:

Geração da 1ª diferença

Comando: `gen Valor_Compra_D1 = D1.Valor_Compra`

Geração da 2ª diferença

Comando: `gen Valor_Compra_D2 = D2.Valor_Compra`

Geração da 3ª diferença

Comando: `gen Valor_Compra_D3 = D3.Valor_Compra`

Geração da 4ª diferença

Comando: **gen Valor_Compra_D4 = D4.Valor_Compra**

Geração da 5ª diferença

Comando: **gen Valor_Compra_D5 = D5.Valor_Compra**

Geração da 6ª diferença

Comando: **gen Valor_Compra_D6 = D6.Valor_Compra**

Geração da 7ª diferença

Comando: **gen Valor_Compra_D7 = D7.Valor_Compra**

```
. gen Valor_Compra_D1 = D1.Valor_Compra
(1 missing value generated)
. gen Valor_Compra_D2 = D2.Valor_Compra
(2 missing values generated)
. gen Valor_Compra_D3 = D3.Valor_Compra
(3 missing values generated)
. gen Valor_Compra_D4 = D4.Valor_Compra
(4 missing values generated)
. gen Valor_Compra_D5 = D5.Valor_Compra
(5 missing values generated)
. gen Valor_Compra_D6 = D6.Valor_Compra
(6 missing values generated)
. gen Valor_Compra_D7 = D7.Valor_Compra
(7 missing values generated)
```

Geração de defasagens

Comando: **gen Valor_Compra_L = L.Valor_Compra**

Geração da 1ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L1 = L1.Valor_Compra**

Geração da 2ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L2 = L2.Valor_Compra**

Geração da 3ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L3 = L3.Valor_Compra**

Geração da 4ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L4 = L4.Valor_Compra**

Geração da 5ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L5 = L5.Valor_Compra**

Geração da 6ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L6 = L6.Valor_Compra**

Geração da 7ª defasagem

Comando: **gen Valor_Compra_L7 = L7.Valor_Compra**

```
. gen Valor_Compra_L = L.Valor_Compra
(1 missing value generated)
. gen Valor_Compra_L1 = L1.Valor_Compra
(1 missing value generated)
. gen Valor_Compra_L2 = L2.Valor_Compra
(2 missing values generated)
. gen Valor_Compra_L3 = L3.Valor_Compra
(3 missing values generated)
. gen Valor_Compra_L4 = L4.Valor_Compra
(4 missing values generated)
. gen Valor_Compra_L5 = L5.Valor_Compra
(5 missing values generated)
. gen Valor_Compra_L6 = L6.Valor_Compra
(6 missing values generated)
. gen Valor_Compra_L7 = L7.Valor_Compra
(7 missing values generated)
```

Após a geração destas variáveis, foi gerada uma lista com a descrição das novas variáveis do banco de dados.

Descrição da base de dados com as novas variáveis

Comando: desc

```
. desc
```

Contains data from G:\Doutorado\2014.3 - MQAC\Exercício 6\BD_Compras_Diário.dta

obs: 304
vars: 21 12 Nov 2014 18:58
size: 27,056

variable name	storage type	display format	value label	variable label
Dt_Compra	int	%td.		Dt_Compra
N_Compras	byte	%10.0g		N_Compras
Dias_NF	int	%10.0g		Dias_NF
Valor_Compra	double	%10.0g		Valor_Compra
N_parcelas	double	%10.0g		N_parcelas
N_prod_compr	double	%10.0g		N_prod_compr
Valor_Compra_D1	float	%9.0g		
Valor_Compra_D2	float	%9.0g		
Valor_Compra_D3	float	%9.0g		
Valor_Compra_D4	float	%9.0g		
Valor_Compra_D5	float	%9.0g		
Valor_Compra_D6	float	%9.0g		
Valor_Compra_D7	float	%9.0g		
Valor_Compra_L	float	%9.0g		
Valor_Compra_L1	float	%9.0g		
Valor_Compra_L2	float	%9.0g		
Valor_Compra_L3	float	%9.0g		
Valor_Compra_L4	float	%9.0g		
Valor_Compra_L5	float	%9.0g		
Valor_Compra_L6	float	%9.0g		
Valor_Compra_L7	float	%9.0g		

Sorted by: Dt_Compra
Note: dataset has changed since last saved

Posteriormente, foi gerado um modelo autorregressivo de sétima ordem (AR-7).

Geração do modelo de regressão de séries temporais (AR-7)

Comando: var Valor_Compra, lags(1/7)

```
. var Valor_Compra, lags(1/7)
```

Vector autoregression

Sample: 11/8/2013 - 8/31/2014

Log likelihood = -3003.41	No. of obs = 297
FPE = 3.75e+07	AIC = 20.27885
Det(Sigma_ml) = 3.56e+07	HQIC = 20.31868
	SBIC = 20.37835

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
Valor_Compra	8	6046.31	0.0284	8.673968	0.2769

Valor_Compra	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
Valor_Compra					
Valor_Compra					
L1.	.1063526	.0578879	1.84	0.066	-.0071055 .2198107
L2.	-.000145	.057853	-0.00	0.998	-.1135347 .1132447
L3.	-.0120707	.0578157	-0.21	0.835	-.1253874 .1012459
L4.	-.0469969	.0576963	-0.81	0.415	-.1600795 .0660857
L5.	-.0055402	.0576649	-0.10	0.923	-.1185613 .107481
L6.	.1103799	.0575865	1.92	0.055	-.0024875 .2232473
L7.	.024736	.057333	0.43	0.666	-.0876346 .1371066
_cons	6590.966	1108.657	5.95	0.000	4418.039 8763.894

De acordo com o modelo AR-7, somente as primeira e sexta defasagens do valor das compras foram significantes ao nível de $p < 0,10$.

Neste sentido, como verificado na estatística descritiva, os valores das compras apresentam grande dispersão, com elevado desvio padrão (próximo ao valor médio da variável estudada), o que sugere a necessidade de transformação dos dados para logaritmos e diferenças de logaritmos.

Transformações logarítmicas das variáveis

Comando 1: **gen LnValor_Compra = log(Valor_Compra)**

Comando 2: **gen dLnValor_Compra = 100*D.LnValor_Compra**

Geração da 1ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D1 = D1.LnValor_Compra**

Geração da 2ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D2 = D2.LnValor_Compra**

Geração da 3ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D3 = D3.LnValor_Compra**

Geração da 4ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D4 = D4.LnValor_Compra**

Geração da 5ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D5 = D5.LnValor_Compra**

Geração da 6ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D6 = D6.LnValor_Compra**

Geração da 7ª diferença

Comando: **gen LnValor_Compra_D7 = D7.LnValor_Compra**

```
. gen LnValor_Compra = log( Valor_Compra)
(21 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra = 100*D.LnValor_Compra
(38 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D1 = D1.LnValor_Compra
(38 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D2 = D2.LnValor_Compra
(53 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D3 = D3.LnValor_Compra
(68 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D4 = D4.LnValor_Compra
(82 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D5 = D5.LnValor_Compra
(96 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D6 = D6.LnValor_Compra
(109 missing values generated)
. gen LnValor_Compra_D7 = D7.LnValor_Compra
(121 missing values generated)
```

Geração da 1ª defasagem

Comando: **gen dLnValor_Compra_L1 = L1.dLnValor_Compra**

Geração da 2ª defasagem

Comando: **gen dLnValor_Compra_L2 = L2.dLnValor_Compra**

Geração da 3ª defasagem

Comando: **gen dLnValor_Compra_L3 = L3.dLnValor_Compra**

Geração da 4ª defasagem

Comando: **gen dLnValor_Compra_L4 = L4.dLnValor_Compra**

Geração da 5ª defasagem

Comando: **gen dLnValor_Compra_L5 = L5.dLnValor_Compra**

Geração da 6ª defasagem

Comando: `gen dLnValor_Compra_L6 = L6.dLnValor_Compra`

Geração da 7ª defasagem

Comando: `gen dLnValor_Compra_L7 = L7.dLnValor_Compra`

```
. gen dLnValor_Compra_L = L.dLnValor_Compra
(39 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L1 = L1.dLnValor_Compra,
(39 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L2 = L2.dLnValor_Compra
(40 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L3 = L3.dLnValor_Compra
(41 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L4 = L4.dLnValor_Compra
(42 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L5 = L5.dLnValor_Compra
(43 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L6 = L6.dLnValor_Compra
(44 missing values generated)
. gen dLnValor_Compra_L7 = L7.dLnValor_Compra
(45 missing values generated)
```

Geração do modelo de regressão de séries temporais (AR-7)

Comando: `var dLnValor_Compra, lags(1/7)`

```
. var dLnValor_Compra, lags(1/7)

Vector autoregression
Sample: 11/24/2013 - 8/31/2014, but with gaps
Log likelihood = -1024.716      No. of obs      =      172
FPE           = 9609.538      AIC            = 12.00832
Det(Sigma_ml) = 8755.357      HQIC          = 12.06772
                                      SBIC          = 12.15472

-----+-----
Equation      Parms      RMSE      R-sq      chi2      P>chi2
-----+-----
dLnValor_Compra      8      95.8251      0.4040      116.6116      0.0000
-----+-----

-----+-----
dLnValor_Co~a |      Coef.      Std. Err.      z      P>|z|      [95% Conf. Interval]
-----+-----
dLnValor_Co~a |
dLnValor_Co~a |
L1. |      -.7883534      .075505      -10.44      0.000      -.9363405      -.6403662
L2. |      -.7227841      .0936001      -7.72      0.000      -.906237      -.5393313
L3. |      -.6087833      .1023747      -5.95      0.000      -.8094339      -.4081326
L4. |      -.5513921      .103598      -5.32      0.000      -.7544405      -.3483438
L5. |      -.4567067      .1020684      -4.47      0.000      -.6567571      -.2566562
L6. |      -.2288663      .093545      -2.45      0.014      -.4122112      -.0455214
L7. |      -.107884      .0763374      -1.41      0.158      -.2575025      .0417346
_cons |      .6791972      7.14578      0.10      0.924      -13.32627      14.68467
-----+-----
```

De acordo com o novo modelo AR-7, somente a sétima defasagem do log do valor das compras não foi significativa ao nível de $p < 0,05$. O modelo possui uma capacidade explicativa de aproximadamente 40%.

Geração do teste Lag-order selection statistics (postestimation)

Comando: **varsoc**

```
. varsoc
Selection-order criteria
Sample: 11/24/2013 - 8/31/2014, but with gaps
Number of obs = 172
```

lag	LL	LR	df	p	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	-1069.23				14863.1	12.4445	12.4519	12.4628
1	-1051.97	34.517	1	0.000	12302.8	12.2555	12.2703	12.2921
2	-1042.58	18.788	1	0.000	11158.7	12.1579	12.1801	12.2127
3	-1039.02	7.1076	1	0.008	10832.3	12.1282	12.1579	12.2014
4	-1034.74	8.5717	1	0.003	10426.3	12.0899	12.1271	12.1814
5	-1027.66	14.153	1	0.000	9715.17	12.0193	12.0638	12.1291*
6	-1025.71	3.9013*	1	0.048	9608.53*	12.0082*	12.0602*	12.1363
7	-1024.72	1.9858	1	0.159	9609.54	12.0083	12.0677	12.1547

```
Endogenous: dLnValor_Compra
Exogenous: _cons
```

De acordo com o teste realizado, a abordagem da estatística “F” indica que os valores não são significantes ao nível de $p < 0,05$ a partir da 7ª defasagem. Pela abordagem CIA (AIC), verifica-se que o menor valor se encontra na 6ª defasagem. De acordo com o CIB (SBIC), o menor valor está situado na 5ª defasagem. Deste modo, foram utilizadas apenas 5 defasagens.

Geração do modelo de regressão de séries temporais (AR-5)

Comando: **var dLnValor_Compra, lags(1/5)**

```
. var dLnValor_Compra, lags(1/5)
Vector autoregression
Sample: 11/14/2013 - 8/31/2014, but with gaps
Log likelihood = -1165.729
FPE = 9699.973
Det(Sigma_ml) = 9120.87
No. of obs = 195
AIC = 12.01774
HQIC = 12.05851
SBIC = 12.11844
```

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
dLnValor_Compra	6	97.0073	0.3892	124.2479	0.0000

dLnValor_Co~a	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]
dLnValor_Co~a					
L1.	-.7257054	.067912	-10.69	0.000	-.8588105 - .5926003
L2.	-.6398664	.0805034	-7.95	0.000	-.7976502 - .4820825
L3.	-.4807675	.0858862	-5.60	0.000	-.6491014 - .3124336
L4.	-.4158319	.0819203	-5.08	0.000	-.5763928 - .2552711
L5.	-.2668161	.0708913	-3.76	0.000	-.4057606 - .1278717
_cons	.2648023	6.844281	0.04	0.969	-13.14974 13.67935

De acordo com os resultados do modelo AR-5 todas as variáveis foram significantes ao nível de $p < 0,01$ e o modelo possui uma capacidade explicativa de aproximadamente 39%. Os coeficientes negativos obtidos para cada uma das defasagens do modelo indicam que as vendas tendem a cair com o passar dos dias, o que pode sugerir que os clientes compram mais em datas próximas ao recebimento de seus salários, ou seja, no início do mês.

5 Conclusões

A presente pesquisa teve como objetivo apresentar modelos de séries temporais para a previsão de vendas de uma loja no município de Florianópolis/SC. Seu escopo foi atingido com base na coleta dos dados no sistema da empresa e na análise dos resultados obtidos através do software Stata.

Os resultados da estatística descritiva demonstraram que a empresa efetua em média quatro operações de venda ao dia, com variação entre zero e 14 vendas ao dia. O valor médio das vendas ao dia é de R\$ 138,10, com o mínimo de R\$ 0,00 e máximo de R\$ 41.934,80. A empresa concede em média 7 parcelas em suas vendas diárias (com mínimo de zero e máximo de 10 parcelas) e vende em média 2 produtos ao dia (mínimo de zero e máximo de 11 produtos). Foi constatado que um desvio padrão R\$ 6.105,57, muito próximo à média das vendas indicando grande dispersão entre os valores.

De acordo com os resultados do modelo AR-5 todas as variáveis foram significantes ao nível de $p < 0,01$ e o modelo possui uma capacidade explicativa de aproximadamente 39%. Os coeficientes negativos obtidos para cada uma das defasagens do modelo indicam que as vendas tendem a cair com o passar dos dias, o que pode sugerir que os clientes compram mais em datas próximas ao recebimento de seus salários, ou seja, no início do mês.

Nesse sentido a previsão de vendas, principalmente no varejo, é um elemento decisivo na definição de um posicionamento competitivo e contribuem com a gestão das empresas de modo geral. O conhecimento das vendas passadas e de certos aspectos que influem nas vendas contribui para podermos fazer uma estimativa do que ocorrerá no futuro, tomarmos medidas para o aumento das vendas e aproveitarmos melhor os recursos e oportunidades.

Como sugestão à empresa, poderia ser efetuada uma campanha conjunta de marketing com promoções, melhoria do atendimento pós-vendas e criação de um programa de fidelidade. Estas iniciativas aparentam ser necessárias para atrair e fidelizar clientes, pois, conforme observado na base de dados, não há repetição de operações com os mesmos clientes, pois todas as compras possuem códigos de clientes diferentes, o que sugere que nenhum cliente voltaria a fazer negócio com a empresa. Esta situação também pode ser visualizada com o auxílio do modelo de séries temporais (AR-7) utilizado para a realização do estudo, em que os coeficientes negativos indicam redução do valor das vendas com o passar do tempo.

Referências

ALBUQUERQUE, Jean C. da S.; SERRA, Cláudio M. V. Utilização de modelos de holt-winters para a previsão de séries temporais de consumo de refrigerantes no Brasil. In: Encontro Nacional de Engenharia de Produção, 26., Fortaleza, 2006. **Anais eletrônicos...** Fortaleza, 2006. Disponível em: http://www.abepro.org.br/biblioteca/ENEGEP2006_TR460317_7576.pdf. Acesso em: 11 abr. 2015.

ALPERSTEDT, Graziela Dias. et al. **Competências em Vendas no Varejo de Materiais de Construção**. Tecnologias de Administração e Contabilidade, v. 1, n. 1, art. 1, p. 1-13, 2011. Disponível em: http://www.anpad.org.br/periodicos/arq_pdf/a_1200.pdf. Acesso em: 15 mar. 2015.

ANGELO, Claudio Felisoni de. et al. Séries temporais e redes neurais: uma análise comparativa de técnicas na previsão de vendas do varejo brasileiro. **BBR - Brazilian Business Review**, Vitória, v. 8, n. 2, p.1-21, abr. 2011. Trimestral. Disponível em: <<http://www.redalyc.org/pdf/1230/123018559001.pdf>>. Acesso em: 19 mar. 2015

BRASIL. IBGE. **Indicadores IBGE, 2015**. Pesquisa mensal de comércio. Disponível em: <ftp://ftp.ibge.gov.br/Comercio_e_Servicos/Pesquisa_Mensal_de_Comercio/Fasciculo_Indicadores_IBGE/pmc_201501caderno.pdf>. Acesso em: 19 mar. 2015.

CASTANHEIRA, Nelson Pereira. **Métodos Quantitativos**. – Curitiba: InterSaberes, 2013. Disponível em: <<http://ufsc.bv3.digitalpages.com.br/users/publications/9788582125502/pages/5>>. Acesso em: 19 mar. 2015.

COLAUTO, Romualdo Douglas; BEUREN, Ilse Maria. Metodologia da pesquisa aplicável às ciências sociais. In: BEUREN, Ilse Maria (org.). **Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: teoria e prática**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

FIGUEIREDO, Kleber Fossati; OZORIO, Giovana Benevides; ARKADER, Rebecca. Estratégias de recuperação de serviço no varejo e seu impacto na fidelização dos clientes. **Rev. adm. contemp.**, Curitiba, v. 6, n. 3, dez. 2002. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1415-65552002000300004&lng=pt&nrm=iso>. Acesso em 11 abr. 2015.

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa**. - 4. ed. - São Paulo: Atlas, 2002.

GIL, Antônio Carlos. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. – 6. ed. – São Paulo: Atlas, 2008.

GONÇALVES, David. **Varejo: os primeiros passos para o sucesso**. 2. ed. Florianópolis: SEBRAE/SC, 1996. 160 p.

HILLMANN, Ricardo. **Administração de vendas, varejo e serviços**. Curitiba: InterSaberes, 2013. (Série administração empresarial). Disponível em: <<http://ufsc.bv3.digitalpages.com.br/users/publications/9788582127209/pages/5>>. Acesso em: 19 mar. 2015.

INSTITUTO PARA DESENVOLVIMENTO NO VAREJO – IDV. **Conjuntura e Comércio Varejista -2015**. São Paulo, 11 fev. 2015a. Disponível em: <<http://www.idv.org.br/14/?p=383>>. Acesso em 15 mar. 2015.

INSTITUTO PARA DESENVOLVIMENTO NO VAREJO – IDV. **O varejo restrito brasileiro cresce 2,2% em 2014**. 11 fev. 2015b. Disponível em: <<http://www.idv.org.br/14/?p=383>>. Acesso em 15 mar. 2015.

MERLO, Edgard Monforte et al (Org.). **Administração de varejo com foco em casos brasileiros**. Rio de Janeiro: Ltc, 2011. Disponível em: <<http://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/978-85-216-2096-9/pages/51516661>>. Acesso em: 19 mar. 2015.

PELLEGRINI, Fernando Rezende. **Metodologia para Implementação de Sistemas de Previsão de Demanda**. 2000. 146 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 2000. Disponível em: <<http://www.producao.ufrgs.br/arquivos/publicacoes/Fernando R Pellegrini.pdf>>. Acesso em: 19 mar. 2015.

RAUPP, Fabiano Maury; BEUREN, Ilse Maria. Metodologia da pesquisa aplicável às ciências sociais. In: BEUREN, Ilse Maria (org.). **Como elaborar trabalhos monográficos em contabilidade: teoria e prática**. 3. ed. São Paulo: Atlas, 2010.

ROSSI, José W.; NEVES, Cesar das. **Econometria e séries temporais com aplicações a dados da economia brasileira**. Rio de Janeiro: LTC, 2014. Disponível em: <[http://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/978-85-216-2685-5/epubcfi/6/10\[vnd.vst.idref=copyright\]](http://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/978-85-216-2685-5/epubcfi/6/10[vnd.vst.idref=copyright])>. Acesso em: 19 mar. 2015.

SARTORIS, Alexandre. **Estatística e Introdução à Econometria**. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2013. Disponível em: <<http://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788502199835/recent>>. Acesso em: 19 mar. 2015.

SERVIÇO BRASILEIRO DE APOIO ÀS MICRO E PEQUENAS EMPRESAS – SEBRAE. **Sobrevivência das empresas no Brasil**. Brasília: editoração eletrônica, 2013. (Coleção Estudos e Pesquisas). Disponível em: <http://www.sebrae.com.br/Sebrae/Portal%20Sebrae/Anexos/Sobrevivencia_das_empresas_no_Brasil=2013.pdf>. Acesso em: 15 mar. 2015.

SILVA, André Furtado da. **Definição de um Modelo de Previsão das Vendas da Rede Varejista Alfabeto**. 2008. 49 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal de Juiz de Fora, Juiz de Fora, 2008. Disponível em: <http://www.ufjf.br/ep/files/2014/07/2008_3_André.pdf>. Acesso em: 18 mar. 2015.

SPIEGEL, Murray R. **Estatística**. – 3. ed. – São Paulo: Makron Books, 1993.

WANKE, Peter. JULIANELLI, Leonardo. **Previsão de vendas: processos organizacionais & métodos quantitativos e qualitativos**. – 2. ed. – São Paulo: Atlas, 2011. Disponível em: <<http://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788522468348/pages/52450112>>. Acesso em: 19 mar. 2015.