

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Leonardo Luiz Rocha e Silva

**Aplicação de Elasticidade de Preço e Canibalização de
Smartphones Utilizando Séries Temporais**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial da PUC-Rio como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Produção.

Orientador: Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira



Leonardo Luiz Rocha e Silva

Aplicação de elasticidade de preço e canibalização de smartphones utilizando séries temporais.

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre (opção profissional) pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Fernando Luiz Cyrino Oliveira

Presidente e Orientador

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

Prof. Reinaldo Castro Souza

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

Profa. Gheisa Roberta Telles Esteves

Departamento de Engenharia Industrial - PUC-Rio

Prof. Márcio da Silveira Carvalho

Coordenador (a) Setorial do Centro Técnico Científico - PUC-Rio

Rio de Janeiro, 13 de novembro de 2017.

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Leonardo Luiz Rocha e Silva

Possui o Título de Bacharel em Engenharia Elétrica, com ênfase em Telecomunicações pelo Instituto Nacional de Telecomunicações (1992), e o Título de Pós Graduação em Gerência de Segurança Meio Ambiente e Saúde para empreendimentos da Indústria de Óleo e Gás pela Fundação Getúlio Vargas (2010). Tem experiência na área de Projetos de Telecomunicações, Negociações e Gestão de Compras, Planejamento de Estoques e Gestão de Custos Logísticos em empresas do setor de Telecomunicações, tendo realizado projetos em fornecedores de tecnologia e operadoras de serviços de telecomunicações.

Ficha Catalográfica

Silva, Leonardo Luiz Rocha e

Aplicação de Elasticidade de Preço e Canibalização de Smartphones Utilizando Séries Temporais / Leonardo Luiz Rocha e Silva; orientador: Fernando Luiz Cyrino Oliveira. – 2017.

114 f.; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Industrial, 2017.

Inclui bibliografia

1. Engenharia Industrial – Teses. 2. Elasticidade. 3. Canibalização. 4. Regressão Dinâmica. I. Oliveira, Fernando Luiz Cyrino. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Industrial. III. Título.

CDD: 658.5

Dedico esta dissertação a Deus, à minha família e amigos, aos colegas de trabalho,
sem os quais este trabalho não teria sido possível.

Agradecimentos

Em primeiro lugar, agradeço a meus pais, Luiz e Joana, pelos meus valores morais, pelo foco na minha educação e na busca pelo conhecimento e por serem sempre meu porto seguro.

Agradeço a meus irmãos, Juliana e Otávio, por me apoiarem sempre, pela troca de experiência, pela harmonia e por gostarem de mim tanto quanto gosto deles.

Ao meu filho, Caio, pelo amor incondicional apesar da minha ausência frequente nos últimos meses do curso de mestrado.

Agradeço a Deus por me iluminar durante esta trajetória, concedendo-me saúde a despeito de todas as dificuldades.

Aos meus amigos e colegas de trabalho, agradeço também pela paciência, compreensão e motivação durante esta jornada.

Ao colega do mestrado, Guido Maculan, agradeço pelo companheirismo, pelas trocas de conhecimento e apoio moral durante todo o curso na PUC-Rio.

Aos professores da PUC-Rio, agradeço por todos os ensinamentos, que colaboraram para o meu desenvolvimento acadêmico, e aos colegas de turma, pelos momentos de alegria e de angústia compartilhados.

Resumo

Silva, Leonardo Luiz Rocha e; Oliveira, Fernando Luiz Cyrino (Orientador). **Aplicação de Elasticidade de Preço e Canibalização de Smartphones Utilizando Séries Temporais**. Rio de Janeiro, 2017. 114p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O mercado de smartphones é muito sensível a preços devido à alta competitividade comercial e à constante evolução tecnológica. A elasticidade de preços e a elasticidade cruzada são fundamentais para ajustes de previsões de vendas para evitar rupturas e/ou altos volumes de estoques. Este trabalho apresenta uma proposta de modelagem para cálculo de elasticidade de preços e elasticidade cruzada utilizando variáveis causais abordando aspectos internos e externos de uma empresa operadora de serviços de telecomunicações com várias lojas próprias. A escolha das variáveis é resultante da parceria entre profissionais de Logística, Marketing e Vendas fornecendo apoio técnico aos Planejadores de Demanda. Para se calcular a elasticidade de preços, a modelagem baseada em Regressão Dinâmica indicou utilização das variáveis: preços de concorrentes internos (representando a canibalização), disponibilidade (para lançamento e *phase-out* de produtos), loja aberta (diferenciando dos dias de lojas fechadas com vendas nula) e fator diário (cadenciando as vendas diárias), proporcionando resultados satisfatórios e demonstrando aplicabilidade comercial do modelo proposto.

Palavras-chave

Elasticidade; Canibalização; Regressão Dinâmica.

Abstract

Silva, Leonardo Luiz Rocha e; **Oliveira, Fernando Luiz Cyrino** (Advisor). **Application of Price and Cross Elasticity of smartphones using Times Series**. Rio de Janeiro, 2017. 114p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The smartphone market is very price sensitive due to high commercial competitiveness and constant technological evolution. Price elasticity and cross-elasticity are critical for adjusting sales forecasts to avoid disruptions and / or high inventory volumes. This work presents a modeling proposal for calculation of price elasticity and cross elasticity using causal variables, addressing the internal and external aspects of a telecommunications service operator with several own stores. The variable's choice is the result of a partnership between professionals in Logistics, Marketing and Sales providing technical support to Demand Planners. In order to calculate price elasticity, modeling based on dynamic regression indicated the use of variables: internal competitors prices (typifying cannibalization), availability (for launching and phase-out of products), open store (differentiating from the days of closed stores with zero sales) and daily factor (daily sales rhythm), providing satisfactory results and demonstrating commercial applicability of the proposed model.

Keywords

Elasticity; Cannibalization; Dynamic Regression.

Sumário

1	Introdução	11
2	Revisão Teórica	15
2.1	Elasticidade	15
2.2	Função de Produção Cobb-Douglas	21
2.3	Modelos para estimação da Elasticidade	24
3	Procedimentos Metodológicos	30
3.1	Estrutura de Dados	30
3.2	Estratégia da Modelagem	33
3.3	Periodicidade	35
3.4	Variável Dependente	36
3.5	Variáveis Explicativas	37
3.5.1	Variáveis Explicativas Internas	38
3.5.2	Variáveis Externas	43
3.6	Lista das Variáveis Escolhidas	44
4	Resultados	46
4.1	Análise Prévia	47
4.2	Parâmetros Estimados	48
4.3	Testes e índices estatísticos	49
4.4	Análise dos Parâmetros Estimados	55
5	Considerações Finais	61
6	Referências bibliográficas	65
	Apêndice 1	69

Lista de Figuras

Figura 1 – Evolução da Telefonia móvel (elaboração própria).	12
Figura 2 – Smartphones: Participação no mercado (Fonte: Teleco 2016).	12
Figura 3 – Preço Médio de Smartphones no Brasil (Fonte: GFK, 2016).	13
Figura 4 – Gráfico Demanda versus Preço – Elaboração própria.	16
Figura 5 – Demanda Elástica (elaboração própria)	18
Figura 6 – Demanda Inelástica (elaboração própria)	19
Figura 7 – Demanda normal (elaboração própria)	19
Figura 8 – Aproximação da transformação Logarítmica (Elaboração própria).	24
Figura 9 – Elaboração de um modelo de regressão dinâmica. Fonte: Adaptado de Zanini (2000).	34
Figura 10 – Fator diário - Vendas em Lojas Próprias.	40
Figura 11 – Fator Semanal - Vendas em Lojas Próprias.	42
Figura 12 – Gráfico diário: Variável Loja Aberta.	43
Figura 13 – Transformação de série de observações em série diária (buscape).	44
Figura 14 – Função de Autocorrelação de Erros (Samsung S7)	50
Figura 15 – Agregação dados Diários em Semanal.	52
Figura 16 – Agregação Semanal Samsung J5 e LG K10.	53
Figura 17 – Parâmetros de elasticidade de Preços.	56
Figura 18 – Motorola Moto Z Play: Vendas vs Disponibilidade.	59
Figura 19 – Samsung A5: Vendas vs Disponibilidade.	59
Figura 20 – Samsung J5: Vendas vs Disponibilidade.	59
Figura 21 – Disponibilidade.	62

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Comportamento da Elasticidade.	21
Tabela 2 – Categoria por faixa de preços – Elaboração própria.	30
Tabela 3 – Segmentação por Canal de Vendas – Elaboração própria.	31
Tabela 4 – Smartphones por categoria de preços.	36
Tabela 5 – Variáveis iniciais - Elasticidade em Loja Própria.	45
Tabela 6 – Identificação das Abreviações.	46
Tabela 7 – Decomposição Clássica baseada no software FPW.	47
Tabela 8 – Parâmetros estimados no software FPW.	48
Tabela 9 – Resultados Estatísticos das Modelagens.	50
Tabela 10 – Variáveis presentes em cada modelagem.	54

Introdução

A era da informação está em plena transição para era do conhecimento. A indústria de telecomunicações é um dos grandes catalizadores do avanço em direção ao conhecimento, à informação estruturada. Apesar da existência comercial de vários serviços na década de 80, foi na de 90 que o mundo assistiu ao *boom* da comunicação sem fio, também chamado telefonia celular. Operadoras em todos os países lançaram serviços, visando à cobertura em larga escala.

A telefonia móvel era uma novidade fantástica e tornou-se um grande desejo de consumo, uma demanda muito forte para atender a população ansiosa por mobilidade. Esta demanda reprimida somente foi aliviada após as privatizações.

O serviço de telefonia era limitado, pois apenas o de voz estava disponível. Havia raros serviços de dados sendo prestados com qualidade pelas operadoras, relegados a limitadas operações com modem e fax.

No Brasil, até meados da primeira década do novo milênio, o *killer application*, ou seja, a principal serviço vinculado à receita e ao lucro, foi o serviço de voz. O serviço de dados começou a ser explorado em larga escala e com alto investimento pelas operadoras no início dos anos 2000. Todavia, o alto custo e a falta de aplicações para exploração do serviço de dados manteve este mercado economicamente tímido, porém em franco crescimento.

O desenvolvimento de aplicações tais como jogos, serviços financeiros, imagens e redes sociais provocaram aceleração da demanda por serviço de dados ao final da primeira década do novo milênio. O lançamento de redes 3G e 4G não foi mera coincidência, mas uma rápida e planejada resposta da indústria de telecomunicações para o atendimento desta demanda por serviço de dados. A tecnologia 5G já existe, mas sua utilização comercial em massa está prevista para 2020 (figura 1).

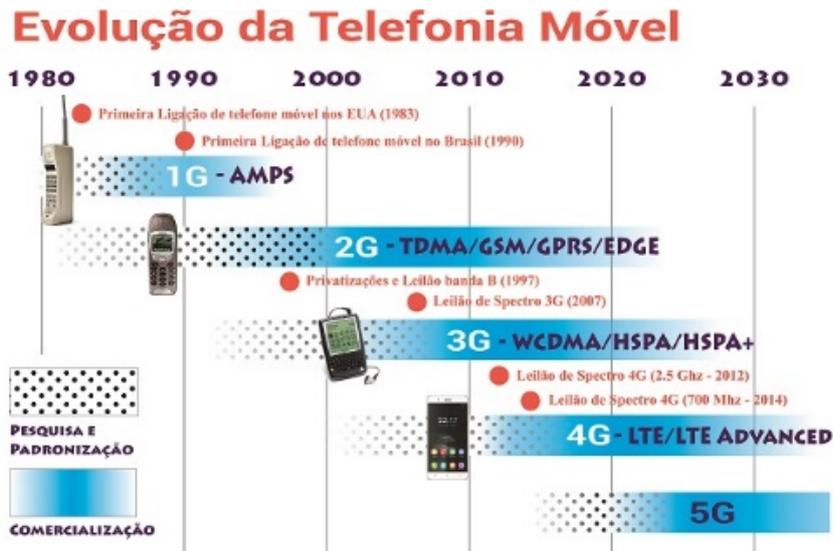


Figura 1 – Evolução da Telefonia móvel (elaboração própria).

O smartphone é o grande protagonista, pois introduziu inovações disruptivas como *touch screen*, telas cada vez maiores e de alta definição, câmeras fotográficas de alta qualidade, extinção de teclados alfanuméricos (Exame.com, 2016). Isto relegou o telefone celular convencional a uma peça de museu. Não obstante, abalou fortemente a indústria de câmeras fotográficas e de filme plástico. Os smartphones superaram os celulares convencionais (também conhecidos como *feature phones*) em participação no mercado conforme observado na figura 2.

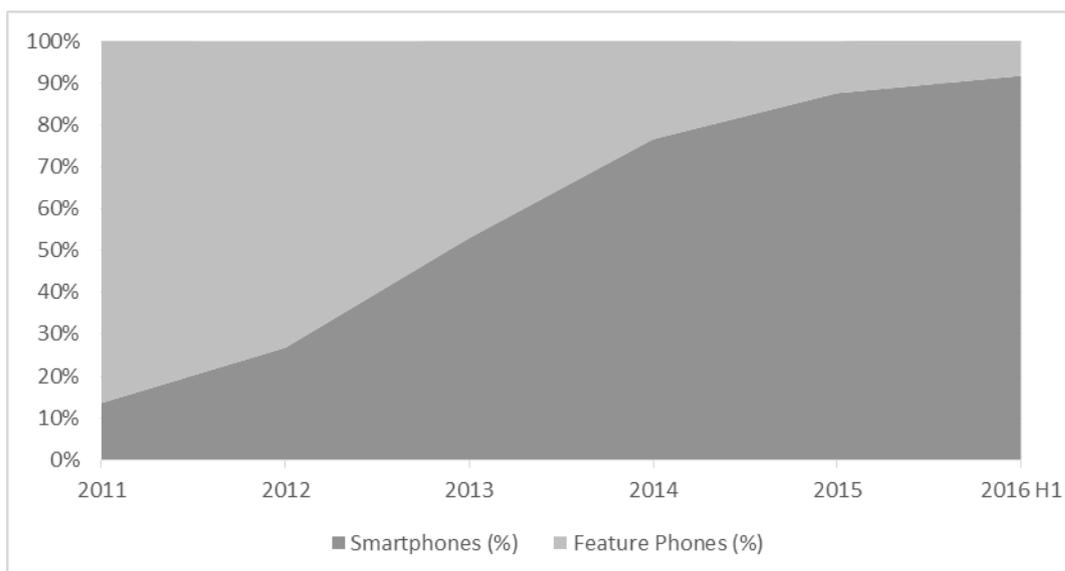


Figura 2 – Smartphones: Participação no mercado (Fonte: Teleco 2016).

O mercado de smartphones é extremamente competitivo, pois é segmentado, seja devido a diferentes características culturais e econômicas de cada país, seja devido ao tipo de cliente final (pessoal ou corporativo), seja no modelo de distribuição (varejista, distribuidor, operadoras, e-commerce etc.). Não obstante, a inovação é o grande catalisador para a atratividade comercial dos smartphones e, conseqüentemente, para o desenvolvimento de novos produtos.

Apesar dos consumidores estenderem a vida útil dos celulares em até dois anos em média (Tele Síntese, 2016), para os fabricantes, o ciclo de vida destes produtos é curto, normalmente variando entre 9 e 12 meses, ou seja, os smartphones são substituídos por novos modelos anualmente. O valor médio também é significativamente alto, no Brasil oscilando em torno de R\$ 890,00 em 2016 (Figura 3). O tamanho do mercado brasileiro em 2017 está previsto em 49.2 milhões de celulares dos quais 45 milhões serão smartphones (IDGNOW, 2017).

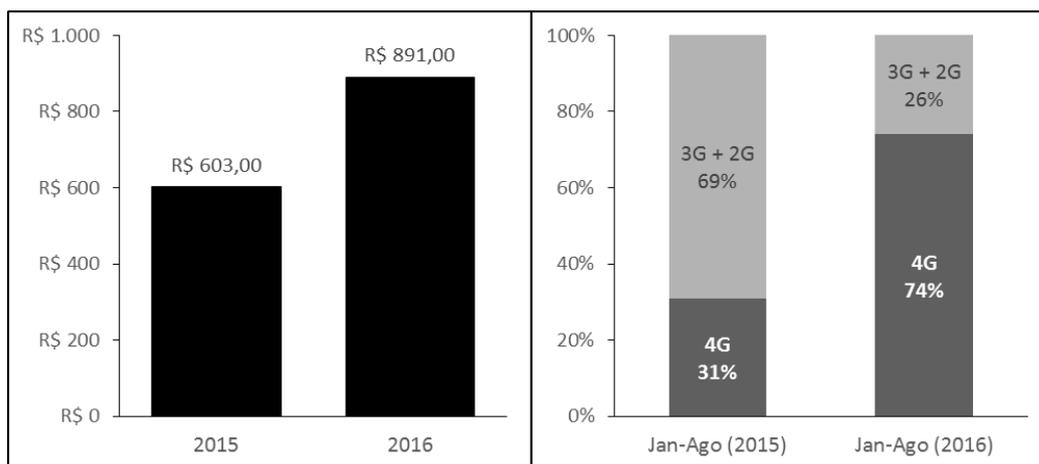


Figura 3 – Preço Médio de Smartphones no Brasil (Fonte: GFK, 2016).

Diante destas características: alto valor, alto volume, alta depreciação (ciclo de vida curto) e alta competitividade, há uma enorme necessidade de se conhecer a atratividade comercial do produto perante os consumidores, muito sensíveis a preço. Desta forma, conhecer a elasticidade de preço de cada produto é fundamental para se elaborar uma previsão de demanda consistente e corresponde a uma importante ferramenta de tomada de decisão por gerentes de *supply chain*, evitando volumes de estoques equivocados, seja na escassez, provocando perda de vendas, seja no excesso, provocando alto custo de capital imobilizado. Ter o material em estoque incorre numa série de custos, incluindo: (i) o custo dos

empréstimos o capital empatado, (ii) os custos de operação do armazém, (iii) seguros, (iv) os impostos, e (v) potencial de deterioração ou obsolescência (Silver, 1981). Neste último caso, o produto em excesso pode tornar-se um *slow mover* (baixo giro de estoque) e demandará custos adicionais relacionados a investimentos em giro de estoques. Uma vez que o ciclo de vida de smartphones é aproximadamente 12 meses, algumas operadoras de serviço de telefonia móvel consideram como *slow movers* aqueles produtos que se encontram nos estoques por mais de 6 meses, afinal a erosão de preços é alta para estes produtos reduzindo-lhes a atratividade e tornando-os menos susceptíveis a venda. Ruteri & Xu (2009) citam que, em uma cadeia de suprimentos tradicional, cada participante é responsável pelo seu próprio controle de estoque e, se não houver bom planejamento, os integrantes desta cadeia podem ser impactados financeiramente devido à idade do estoque.

Esta dissertação tem o objetivo de avaliar um modelo de elasticidade de preço, utilizando variáveis explicativas visando à construção de cenários para tomada de decisão, utilizando análise estatística aplicada a séries temporais. A estratégia está na escolha adequada das variáveis causais (exógenas) a serem utilizadas em uma estratégia de construção *bottom-up* via modelos de Regressão Dinâmica (Goodrich, 1989).

A estrutura da dissertação possui 5 capítulos. Inicia-se com introdução ao tema, dissertando sobre aspectos de evolução tecnológica dos sistemas celulares e seu conseqüente impacto na evolução de aparelhos celulares. Em seguida, o capítulo 2 aborda a revisão da literatura, subdividido em três seções, abordando a elasticidade, a função de produção Cobb-Douglas e os modelos para estimação incluindo a regressão dinâmica. O capítulo 3 trata dos procedimentos metodológicos, envolvendo a estrutura de dados e a estratégia da modelagem (categorização por preço e por canais de vendas, a periodicidade e a escolha das variáveis). O capítulo 4 apresenta os resultados das modelagens e disserta sobre os aspectos estatísticos e econométricos e, por fim, o capítulo 5 apresenta as considerações finais e sugere oportunidades para novas pesquisas.

2

Revisão Teórica

Este capítulo é composto de três seções. A primeira, abordando a revisão da literatura sobre elasticidade de preço sob a ótica econométrica. A segunda seção aborda a função de produção Cobb-Douglas. A terceira seção aborda os modelos utilizados para estimação da elasticidade, incluindo o modelo de Regressão Dinâmica bem como suas características matemáticas e estatísticas baseado em Séries Temporais.

A análise integrada da teoria destas seções proporciona melhor compreensão do comportamento de vendas perante a variável preço e outras variáveis exógenas.

2.1

Elasticidade

Elasticidade de Preço

Cada empresa possui sua estratégia de formação de preços. No caso específico de operadoras de serviço de telefonia móvel, o objetivo é alavancar a venda de serviços (pacotes de voz e/ou dados) através de ofertas atrativas nos smartphones. Isto significa que o lucro sobre a venda de smartphones não é o objetivo final, podendo, inclusive, operar com prejuízo, leia-se subsídio. Cogan (1999) cita que esta estratégia de custo busca atrair o cliente com produtos precificados abaixo da concorrência. Portanto, o desafio na formação de preços encontra-se, principalmente, nos custos, na negociação das margens com os parceiros do varejo e na comparação com preço da concorrência.

O preço provoca reações mais fortes sobre o consumidor, tornando-se uma variável crucial (Lehman & Winner, 1997). Conforme citado por Tellis (1988), as decisões de preço frequentemente são realizadas rapidamente após pouca análise, intuitivamente e, em geral, baseadas apenas no custo.

Portanto, a estratégia de formação de preços é uma decisão chave e condicional para o sucesso da estratégia mercadológica, esta última representada pela venda de serviços.

Na abordagem matemática da teoria econômica a seguir, objetiva-se descrever o comportamento da demanda perante a variação de preços, conhecida como elasticidade demanda *versus* preço.

Na teoria econômica da elasticidade, a lei da demanda expressa a quantidade demandada de um determinado produto negativamente com o preço do mesmo (Lilien & Rangaswamy, 1988), ou seja, quando o preço do produto aumenta, a quantidade demandada por este produto diminui. Esta expressão refere-se a produtos normais, pois há exceções tais como obras de arte e outros produtos específicos cujo aumento de preços incorre em aumento da demanda.

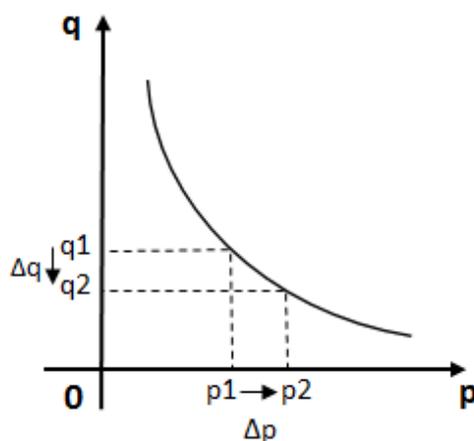


Figura 4 – Gráfico Demanda versus Preço – Elaboração própria.

A elasticidade é definida como a razão entre a variação relativa da variável dependente “ q ” (demanda) e a variação relativa da variável independente “ p ” (preço) (PINDYCK; RUBINFELD, 2006, p 28). Esta variação demonstra como a variável “ q ” (demanda) responde às variações de “ p ” (preço), utilizada com frequência para medir a variação de demanda (ex. vendas) perante variação de preços (ex. promoções) (Marshall, 1920).

Considerando uma equação relacionando demanda e preço, respectivamente “ p ” e “ q ”, onde “ p ” é preço para o qual “ q ” unidades são demandadas. Sendo “ q ” a variável dependente, ou seja, em função de “ p ”, teremos a função “ f ” como a seguir:

$$q = f(p) \quad (2.1)$$

onde:

$p \in \mathbb{R}$, é positivo, e função f é contínua.

Considerando uma variação Δp no preço “ p ”, a mesma implica automaticamente numa variação de tamanho Δq na demanda “ q ”.

A variação percentual ($\Delta\%p$) ou variação relativa do preço será $\Delta p/p$, enquanto a variação percentual ($\Delta\%q$) ou relativa da demanda será representada por $\Delta q/q$. Logo, a variação média é dada pela equação:

$$\text{Var. Relat. Média} = \frac{\frac{\Delta q}{q}}{\frac{\Delta p}{p}} = \frac{\Delta q}{q} * \frac{p}{\Delta p} = \frac{p}{q} * \frac{\Delta q}{\Delta p}$$

Voltando à função (2.1), sabemos que:

$$\Delta q = f(p + \Delta p) - f(p)$$

Logo, multiplicando-se ambos os lados por “ $p/(q \cdot \Delta p)$ ”, teremos:

$$\frac{p}{q} * \frac{\Delta q}{\Delta p} = \frac{p}{q} * \frac{f(p + \Delta p) - f(p)}{\Delta p}$$

Aplicando-se o limite na expressão acima para Δp tendendo a zero, teremos:

$$\lim_{\Delta p \rightarrow 0} \frac{p}{q} * \frac{f(p + \Delta p) - f(p)}{\Delta p} = \frac{p}{q} * \lim_{\Delta p \rightarrow 0} \frac{f(p + \Delta p) - f(p)}{\Delta p}$$

Mas, através de regras de cálculo diferencial e limite, sabemos que:

$$\lim_{\Delta p \rightarrow 0} \frac{f(p + \Delta p) - f(p)}{\Delta p} = f'(p) = \frac{dq}{dp}, \text{ logo}$$

$$\frac{p}{q} * \lim_{\Delta p \rightarrow 0} \frac{f(p + \Delta p) - f(p)}{\Delta p} = \frac{p}{q} * f'(p) = \frac{p}{q} * \frac{dq}{dp}$$

Esta expressão é denominada elasticidade de demanda em relação ao preço e é representada pela letra grega “ η ”, também chamada de sensibilidade.

$$\eta = \frac{\Delta\%q}{\Delta\%p} \quad (2.2)$$

$$\eta = \frac{p}{q} * \frac{dq}{dp} \quad (2.3)$$

É importante observar que a sensibilidade pode ser calculada, usando a variação percentual (eq. 2.2) ou usando o cálculo diferencial (eq. 2.3), respectivamente, a elasticidade no arco e a elasticidade no ponto.

A elasticidade, usando variação percentual (Pindyck & Rubinfeld, 2006) definidos por Δp e Δq , representa uma sensibilidade média, pois está se utilizando um dado intervalo na curva da demanda. Trata-se, então, de uma medida aproximada comparada à segunda opção, cálculo diferencial, pois este realiza a medida da sensibilidade no ponto.

A derivada dq/dp representa a derivada da demanda em relação ao preço no ponto de interesse. Logo, o valor da elasticidade é único pois representa uma única reta tangente à curva naquele ponto de interesse.

No entanto, para variações pequenas, ou seja, pequenos intervalos em Δp , a elasticidade calculada pelos dois métodos é muito próxima e pode-se utilizar o método de variação relativa, sem incorrer em grandes erros.

Ressalta-se que a curva de demanda, conforme observada na Figura 4, tem declividade negativa, ou seja, sua primeira derivada é negativa, tornando a elasticidade menor ou igual a zero ($\eta \leq 0$). No entanto, a elasticidade é adimensional, ou seja, pode ser usada para avaliar o comportamento de vários produtos. É usual, por conveniência de linguagem, utilizar o valor absoluto $|\eta|$ quando se menciona o valor de η .

A curva de demanda possui inclinação negativa, ou seja, a derivada primeira resulta em uma reta tangente à curva no ponto definido, cujo coeficiente angular é valor negativo, afinal quando o preço aumenta, a demanda diminui.

Demanda Elástica: Quando a variação no preço (variável independente) provoca uma variação maior na demanda, definimos este fenômeno como Demanda Elástica. Caracteriza-se por possuir $|\eta| > 1$. Representa a observação pragmática de mercado, ou seja, a queda nas vendas é proporcionalmente maior que o aumento realizado no preço. É interpretado como sensibilidade relativamente alta da demanda em relação ao preço.

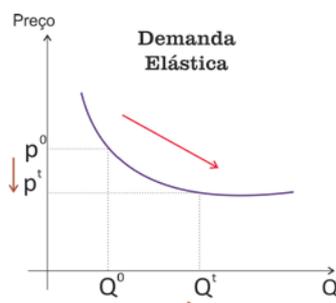


Figura 5 – Demanda Elástica (elaboração própria)

Demanda Inelástica: Quando a variação no preço (variável independente) provoca uma variação menor na demanda, definimos este fenômeno como Demanda Inelástica. Caracteriza-se por possuir $|\eta| < 1$. Ou seja, a queda nas vendas é proporcionalmente menor que o aumento realizado no preço. É interpretado como sensibilidade relativamente baixa da demanda em relação ao preço, ou seja, variações de preço têm impacto proporcionalmente menor nas vendas.

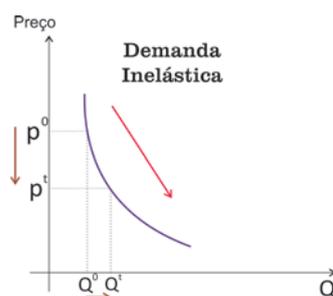


Figura 6 – Demanda Inelástica (elaboração própria)

Elasticidade Unitária: Neste caso, temos o equilíbrio representado por $|\eta| = 1$, ou seja, uma variação percentual nos preços reflete a mesma variação percentual na venda (demanda).

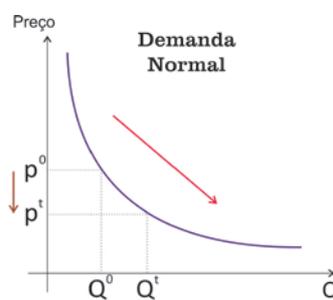


Figura 7 – Demanda normal (elaboração própria)

Elasticidade constante: Este fenômeno é observado quando a elasticidade é representada por uma hipérbole equilátera, conforme a seguir:

$$q = f(p) = \frac{k}{p^m} \quad (2.4)$$

Onde:

q = demandap = preço

k = constantem = constante

$$\eta = \frac{p}{q} * \frac{dq}{dp} = \frac{p}{q} * (-k * m * p^{-m-1})$$

Substituindo “q” pela equação 2.4, temos:

$$\eta = p * \frac{p^m}{k} * (-k * m * p^{-m-1}) = p^{m+1} * \frac{1}{k} * (-1) * k * m * p^{-(m+1)}$$

$$\eta = -m \quad (2.5)$$

Portanto, para a hipérbole equilátera, temos a elasticidade de demanda constante em qualquer faixa de preço. Por conseguinte, o aumento de 1% no preço remete a uma redução de m% na demanda. Esta característica é muito importante, pois facilita o entendimento do comportamento de vendas ao de toda faixa de preço.

Elasticidade Cruzada

A elasticidade cruzada é representada quando se deseja comparar dois produtos, ou seja, observar o comportamento da demanda de uma determinada mercadoria em relação ao preço de outra mercadoria (PINDYCK; RUBINFELD, 2006, p.30). Esta análise é normalmente realizada para avaliar o comportamento de vendas de um produto com relação ao mesmo produto ou produto concorrente no mercado, uma análise que visa à competitividade com o ambiente externo.

No entanto, é comum também observar a utilização deste método para avaliar a concorrência de um produto com outros dentro da mesma empresa. Por exemplo, a redução do preço de um carro popular de motor 1.6 pode afetar a venda do mesmo carro com motor 1.4. O mesmo ocorre para *smartphones*, ou seja, a decisão por realizar uma promoção reduzindo o preço de um smartphone pode afetar negativamente a venda de outro smartphone dentro da mesma categoria (faixa) de preços. Este fenômeno é conhecido em marketing como *canibalização* e, matematicamente, pode ser descrito pela elasticidade cruzada. Copulsky (1976), define a canibalização como a extensão até à qual os consumidores de um produto da empresa são obtidos às custas de outros produtos oferecidos pela mesma empresa. Mason & Milne (1994) concluem que a identificação dos níveis de canibalização é central para tomada de boas decisões estratégicas.

De forma análoga à canibalização, a elasticidade cruzada também é utilizada para se medir influências externas da empresa, como, por exemplo, a

variação de um produto em relação a seu concorrente no mercado, ou a seu preço na empresa concorrente.

O desenvolvimento matemático é o mesmo da elasticidade de preços, porém atribuindo-se referências para se distinguir os produtos, como a seguir:

$$\eta_{x,y} = \frac{p_y}{q_x} * \frac{dq_x}{dp_y} \quad (2.6)$$

onde:

p_y Preço do produto “y”

q_x Quantidade do produto “x”

Neste caso, podemos resumir o comportamento desta elasticidade na tabela abaixo:

Tabela 1 – Comportamento da Elasticidade.

$\eta_{x,y} > 0$	Os produtos são substitutos, ou seja, o aumento do preço da mercadoria “y” provoca um aumento da demanda do produto “x”.
$\eta_{x,y} < 0$	Os produtos são complementares, ou seja, o aumento do preço da mercadoria “y” provoca uma redução da demanda do produto “x”.
$\eta_{x,y} = 0$	Os produtos são independentes, ou seja, o aumento do preço da mercadoria “y” não influencia a demanda do produto “x”.

Como exemplos práticos, temos a grande necessidade de análise de preço da concorrência interna ou externa de produtos para estimar vendas de forma mais assertiva e evitar altos custos de estoques.

Da mesma forma, a utilização deste método também ajuda a avaliar a venda de acessórios, tais como capas de celulares, memórias, fones de ouvido, carregadores de energia especiais, óculos de realidade virtual, entre outros itens acessórios com smartphones, pois estes produtos são complementares.

2.2

Função de Produção Cobb-Douglas

A relação entre fatores de produção e o produto possui literatura muito diversa, dentre as quais destacam-se Cobb e Douglas (1928), que desenvolveram

uma função exponencial para representar esta relação econômica, conforme abaixo:

$$P(L, K) = \beta * L^\alpha * K^{1-\alpha} \quad (2.7)$$

Onde:

P é a produção total

L é a quantidade de trabalho

K é a quantidade de capital investido

α e β são coeficientes a serem estimados, sendo $\beta > 0$.

Este modelo mostrou-se bastante preciso, tornando a função Cobb-Douglas extensamente utilizada na economia para representar o relacionamento de uma determinada saída e às diversas entradas. Generalizando, temos abaixo:

$$Y(X_1, X_2, \dots, X_n) = \beta_0 * X_1^{\beta_1} * X_2^{\beta_2} * X_3^{\beta_3} * \dots * X_n^{\beta_n} \quad (2.8)$$

Para transformar em modelo estocástico, adicionamos o erro conforme a seguir:

$$Y(X_1, X_2, \dots, X_n) = \beta_0 * X_1^{\beta_1} * X_2^{\beta_2} * X_3^{\beta_3} * \dots * X_n^{\beta_n} * e^\varepsilon \quad (2.9)$$

Onde:

ε = erro estocástico independente e identicamente distribuído, $N(0, \sigma^2)$.

Esta equação (2.9) possui caráter multiplicativo e claramente não linear (GUJARATI; PORTER, 2011, p. 222), logo, podemos transformá-la em modelo aditivo. Para tanto, aplicamos o logaritmo neperiano em ambos os lados da equação:

$$\ln Y = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln X_1 + \beta_2 \ln X_2 + \dots + \beta_n \ln X_n + \varepsilon \quad (2.10)$$

β_0 = representa uma constante

β_n (n=1,2,3 ...) são os parâmetros que representam os coeficientes angulares entre as variáveis explanatórias e a variável dependente.

A transformação logarítmica, abordada a seguir, demonstra a representação da elasticidade.

Transformação logarítmica

A transformação logarítmica, em ambos lados da equação, é usualmente conhecida como log-log ou como log-linear (log-lin) pois permite que relações

não lineares como, por exemplo, a relação multiplicativa da função Cobb-Douglas em 2.7 seja linearizada, ou seja, transformada para formato de equação linear como observado em 2.10. Desta forma, a utilização de modelos de regressão e estimação de parâmetros por mínimos quadrados ordinários (OLS) torna-se viável (GUJARATI; PORTER, 2011, p.177). A escala logarítmica, por sua característica matemática, é menos sensível a grandes variações reduzindo efeitos de heteroscedasticidade (Wooldridge, 2006).

A equação (2.10) representa um modelamento muito utilizado em pesquisas econométricas, pois permite a aplicação de estratégia inferencial do modelo de regressão linear múltipla com facilidade. A equação (2.10) representa o supracitado modelo log-linear, pois a relação entre as variáveis “ $\ln(X_n)$ ” e a variável “ $\ln(Y)$ ” é linear (aditiva).

A elasticidade é uma característica do logaritmo neperiano, pois expressa as variações entre duas variáveis. A elasticidade obtida anteriormente na eq. 2.2 pode ser obtida através do logaritmo neperiano (ou natural), conforme demonstrado a seguir:

$$\ln Y_t = A + \beta \ln X_t \quad (2.11)$$

Aplicando-se uma variação em ambos os lados, teremos:

$$\Delta \ln Y_t = \beta \Delta \ln X_t$$

Isolando-se beta, teremos:

$$\frac{\Delta \ln Y_t}{\Delta \ln X_t} = \beta \quad (2.12)$$

Entretanto, sabemos que:

$$\Delta \ln Y_t = \ln Y_t - \ln Y_{t-1} = \ln\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right)$$

Considerando pequenas variações no delta, o logaritmo natural pode ser aproximado para:

$$\Delta \ln Y_t = \ln\left(\frac{Y_t}{Y_{t-1}}\right) \approx \frac{Y_t - Y_{t-1}}{Y_{t-1}}$$

Analogamente, a mesma aproximação é feita para a variável “X”, logo, a expressão 2.12 é desenvolvida como a seguir, demonstrando a elasticidade em 2.2:

$$\frac{\Delta \ln Y_t}{\Delta \ln X_t} = \frac{\frac{Y_t - Y_{t-1}}{Y_{t-1}}}{\frac{X_t - X_{t-1}}{X_{t-1}}} = \frac{\Delta \% Y}{\Delta \% X} = \eta = \text{Elasticidade} \quad (2.13)$$

Portanto, o logaritmo natural expressa a elasticidade entre duas variáveis, quando aplicado em ambos os lados da equação. Conforme relatado anteriormente, esta característica é restrita para pequenas variações. Gujarati (2011, Pag. 178) também demonstra esta relação através do cálculo diferencial:

$$\frac{d(\ln(X))}{dx} = \frac{1}{X} \quad \text{ou} \quad d(\ln(X)) = \frac{dx}{X}$$

Portanto, para variações infinitesimais (observar o operador diferencial “d”), a variação em $\ln(X)$ é a variação relativa ou proporcional em X . A figura 8, abaixo, demonstra que variações superiores a +/- 30% incorrem em distorções consideráveis:

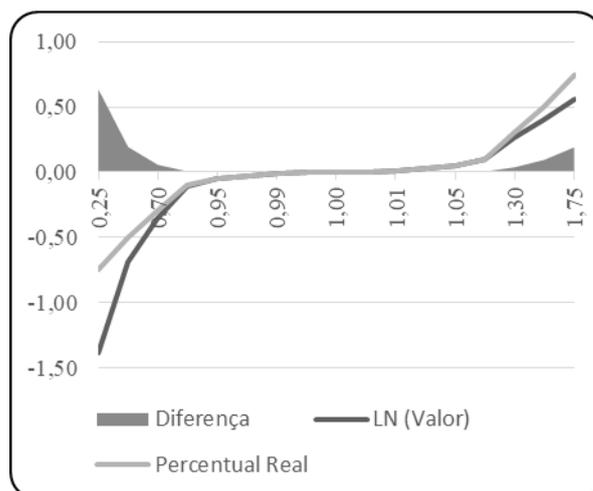


Figura 8 – Aproximação da transformação Logarítmica (Elaboração própria).

2.3

Modelos para estimação da Elasticidade

Existem várias formas para se calcular a elasticidade, utilizando séries temporais. Uma vez que a elasticidade é expressa através de uma função matemática com uma ou mais variáveis explicativas, a literatura possui muitas aplicações, utilizando diversos modelos, para estimar os parâmetros destas variáveis e, assim, viabilizar o cálculo da elasticidade.

Martinez et al (2015) utilizou modelo de Vetor de Correção de Erros (VECM) e análise de cointegração para estimar, respectivamente, a elasticidade no curto e longo prazo das variáveis preço, faixa etária e renda em relação à demanda de cigarros na Argentina.

O modelo de correção de erros (ECM) foi utilizado por Sentenac-Chemin (2012), para avaliar a elasticidade de preço sobre a demanda de gasolina, utilizando técnica de cointegração (Engle & Granger, 1987).

Quando se pressupõe a correlação de dados, ou seja, quando não há independência entre as variáveis, como, por exemplo, casos de estudos longitudinais, os modelos tradicionais de regressão têm uso limitado, incorrendo em distorção na estimação dos parâmetros e/ou nos erros padrões. Neste caso, o emprego do modelo de Equações de Estimação Generalizadas (GEE) promove bons resultados quando se deseja avaliar a relação entre a variável dependente e as variáveis explanatórias em um contexto populacional, tal como aplicado por Gingrich et al. (2011) para calcular a elasticidade de preço e renda sobre a venda de telas mosquiteiras na Tanzânia. Em comparação com o modelo Logit ou Probit, o modelo GEE permite análise sobre variáveis binárias dependentes, porém também acomoda variáveis explanatórias clusterizadas (Gingrich et al., 2011).

Há casos em que a variável regressora (dependente) é qualitativa, normalmente vinculada a uma decisão, seja esta binária (dicotômica) ou policotômica. O Logit e o Probit são modelos de escolha qualitativa muito utilizados em pesquisas econométricas e se diferem quanto à função de distribuição acumulada (FDA) das variáveis aleatórias. O modelo logit foi utilizado por Guadagni (1983) para calcular elasticidade de preço de café moído em lojas de varejo. Botelho (2005) calculou a decomposição da elasticidade de preços em (i) decisão da escolha da marca, utilizando modelo Logit e (ii) decisão da quantidade a comprar, através de modelo clássico de regressão linear. Da mesma forma, objetivando abordar publicidade sobre a marca de produtos, Jedidi; Mela; Gupta (1999) utilizaram modelo Probit e regressão linear para calcular a elasticidade de decisão pela escolha da marca e regressão linear para calcular a elasticidade da quantidade a ser adquirida.

Modelos de dados em Painel são interessantes pois os cortes transversais são muito úteis para observar a dinâmica das mudanças, portanto é muito adequado ao estudo de comportamentos tal como utilizado por Prince (2008) para estudo da demanda de PCs (computadores pessoais). Este modelo também é muito utilizado, quando se possuem informações clusterizadas, ou seja, séries temporais de diferentes perfis de segmentação. É um modelo muito útil, pois permite o uso de mais observações, aumentando o número de graus de liberdade e, assim, diminuindo a colinearidade entre as variáveis explicativas. Desta forma, o emprego de dados em painel permite lidar com a diversidade de comportamentos individuais, portanto, tipificando tais comportamentos em diferentes momentos. Barry et al (2012) utilizou dados em painel, juntamente com modelo de autorregressão de defasamentos distribuídos (ARDL), para avaliação da elasticidade do uso de água.

Durante a elaboração da equação que relaciona as variáveis, a presença de duas ou mais variáveis endógenas viola pressupostos do modelo clássico de regressão, provocando estimadores viesados e inconsistentes. A endogeneidade se refere a "qualquer situação onde uma variável explicativa é correlacionada com o erro" (WOOLDRIDGE, 2010, p.54), logo não sendo possível estimar pelo método dos mínimos quadrados (OLS) pois os parâmetros estimados estarão viesados. Este problema da endogeneidade pode ser solucionado através da adoção do modelo de equações simultâneas (SEM). O equilíbrio entre a oferta e a demanda é um exemplo típico de estudo econométrico pois a demanda depende da oferta e vice-versa, caracterizando a endogeneidade. A grande vantagem do SEM é sua habilidade em lidar com as interdependências entre as variáveis, no entanto este modelo não possui regras para padronizar sua utilização, ou seja, cada aplicação possui suas características e conseqüente modelamento distinto das equações, tornando o processo muito dependente da presença de especialistas. Barla et al. (2009) utilizou o modelo de três equações simultâneas para estimar elasticidade e efeito rebote para frota de veículos no Canadá, obtendo bons resultados.

O modelo de vetores autorregressivos (VAR) tem muitos defensores, pois possui algumas vantagens sobre demais modelos, de vez que (i) não se preocupa em diferenciar ou identificar variáveis endógenas, (ii) possui estimação simples

por MQO em muitos casos e (iii) possui boas previsões quando comparado com modelos mais complexos como equações simultâneas (Gujarati; Porter, 2011). No entanto, também possui algumas desvantagens, tais como a identificação do tamanho apropriado da defasagem (*lag*) e a necessidade de todas suas componentes serem estacionárias. Nijs et al. (2001) aplicou modelo VAR, utilizando variáveis exógenas (VARX), para calcular efeitos de promoção de preços em produtos comerciais agregados em categorias.

Os modelos de regressão linear são muito conhecidos e amplamente utilizados. A regressão linear é uma forma de se obter o valor esperado de uma variável dependente em função de uma ou mais variáveis independentes. É uma técnica estatística muito usada para modelar e investigar a relação entre variáveis, conforme citado por Montgomery et al. (2001). A multi-colinearidade, representada pela correlação entre variáveis exógenas pode representar um problema, pois pode aumentar a variância dos parâmetros de regressão. Desta forma, parâmetros podem parecer insignificantes, mesmo quando existe uma relação significativa entre a variável independente e a dependente. Logo, pode-se incorrer no equívoco de remover uma variável adequada ao modelo. Alguns autores não consideram a multi-colinearidade um problema grave. Gujarati (2011, p.353) citando (Geary, 1963) afirma: “se o único propósito da análise de regressão for a previsão ou o prognóstico, a multicolinearidade não é um problema grave, porque, quanto mais alto for o R^2 , melhor a previsão”.

Regressão Dinâmica

O modelo de regressão múltipla citado na seção anterior considera a inexistência de correlação serial, ou seja, os resíduos resultantes do modelo possuem média zero, variância constante, distribuição normal e independência.

Stellwagen & Goodrich (2011, P. 28) afirmam que é frequente encontrar erros correlacionados, violando a premissa da correlação serial. Em séries temporais, as observações sucessivas costumam apresentar intercorrelações, especialmente se o intervalo de tempo entre as observações for curto (Gujarati; Porter, 2011, p. 415). Barros & Sousa (1995) também informam que a independência de ruídos não é realista. Ou seja, na prática é raro encontrar modelos cujos resíduos satisfaçam a todas estas condições.

Conforme citado por Zanini (2000, p. 21):

- “1) Os estimadores usuais por mínimos quadrados são ainda não tendenciosos, mas não têm variância mínima;
 2) Os estimadores da variância e dos erros padrões dos coeficientes da regressão são subestimados, o que levaria à conclusão de que os estimadores são mais precisos do que na realidade;
 3) Os intervalos de confiança para os parâmetros da regressão e os testes de hipóteses relacionados a estes intervalos perdem a validade (como uma consequência direta de 2)”

Para Stellwagen & Goodrich (2011, p. 27), a regressão dinâmica é um modelo de regressão que combina funcionalidades dinâmicas de séries temporais com efeitos de variáveis explanatórias. Este modelo incorpora defasagens (*lags*) da variável dependente e também as defasagens das variáveis exógenas e defasagens do termo de erro (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2016). A equação geral do modelo fica como a seguir:

$$Y = \beta_0 + \alpha_1 Y_{t-1} + \dots + \alpha_k Y_{t-k} + \beta_{1,0} X_1 + \dots + \beta_{1,j} X_{1,t-j} + \beta_{2,0} X_2 + \dots + \beta_{2,j} X_{2,t-j} + \dots \varepsilon \quad (2.14)$$

Onde:

k, j; representam as defasagens das variáveis Y e X_n respectivamente.

β_0 = coeficiente linear (constante)

α_1 = parâmetro das defasagens (lags) da Variável endógena (dependente)

Y_{t-k} , onde $k \in \mathbb{N}$

$\beta_{1,j}$ = parâmetro das Variáveis exógenas $X_{1,j}$, onde $j \in \mathbb{N}$

β_{nj} = parâmetro das Variáveis exógenas X_{nj} , onde $j \in \mathbb{N}$, $n \in \mathbb{N}$

ε = erro estocástico independente e identicamente distribuído. $N(0, \sigma^2)$.

O procedimento para estimar os parâmetros é através da minimização da componente de erro, ou seja, análogo ao MQO utilizado na regressão múltipla. Entretanto, possui uma complexidade maior, uma vez que envolve um processo iterativo com várias etapas conforme citado por Zanini (2000).

“Os modelos de regressão dinâmica combinam a dinâmica de séries temporais e o efeito de variáveis explicativas. Atenta-se que o termo “regressão dinâmica” não indica que os parâmetros do modelo evoluem no tempo”. Ao

contrário, a palavra "dinâmica" significa aqui um modelo de regressão no qual incluímos a estrutura de dependência de uma série temporal" (Zanini, 2000).

Diferentemente dos modelos univariados, onde a sazonalidade e os ciclos são fenômenos limitados à variável dependente, no modelo de regressão dinâmica, a sazonalidade e os ciclos podem ser tratados de forma muito flexível e distinta, vinculada a uma ou mais variáveis, endógenas ou exógenas, através das defasagens. Não obstante, a sazonalidade e os ciclos também podem ser introduzidos através de variáveis *dummy*. Esta flexibilidade se traduz em grande potencial de adaptação às condições e ou expectativas para a construção e análise do modelo funcional.

3

Procedimentos Metodológicos

3.1

Estrutura de Dados

As empresas, normalmente, possuem estratégias de escolha de portfólio, seja por segmentação de preços, por segmentação de canal de vendas (varejo, corporativo, *online*, *call center* etc.), seja por diversas outras segmentações que julguem aplicáveis para sua estratégia de negócios. Afinal, conforme Keyser et al (2015), a completa compreensão dos diferentes segmentos de consumo e suas características é o ponto central para saber como lidar com tais consumidores e o uso de canais é sugerido como uma abordagem para refletir melhor a realidade.

A segmentação por preço é uma das estratégias utilizadas por operadoras de serviços de telefonia móvel no Brasil. Uma destas grandes operadoras categoriza as faixas de preços conforme a tabela 2. A segmentação, bem como o posicionamento de mercado, são assuntos difundidos e de comprovada relevância no processo estratégico de marketing. Biggardike (1981) destaca que a segmentação de mercado e o posicionamento seriam as contribuições mais importantes do marketing para a administração estratégica.

Tabela 2 – Categoria por faixa de preços – Elaboração própria.

Categoria	Faixa de Preços	Produtos
High Premium	> R\$2000	Samsung Galaxy S7 Motorola Moto Z Play
High+	R\$1500 a R\$2000	Samsung Galaxy A5 Motorola Moto G Plus
High	R\$1200 a R\$1500	Motorola Moto G DTV
Mid+	R\$750 a R\$1200	Samsung Galaxy J5 LG K10
Mid	R\$500 a R\$750	LG K4

A escolha por desenvolver a dissertação, utilizando produtos de alto valor, deve-se ao grande foco de atenção sobre o risco de se tornarem *slow moving*, ou seja, produtos com baixo giro e alto valor de estoque. Esta combinação reflete o pior cenário, pois representa alto custo empenhado em estoques e alto custo fazê-los girar novamente, seja por novos investimentos em redução de preços (subsídios) e/ou outros investimentos de marketing tais como positividade de lojas, brindes, campanhas, mídia etc.

O custo de capital é o custo de oportunidade de investir em um ativo em relação ao retorno esperado sobre os ativos de risco semelhante. Custo torna-se mais importante quando a concorrência aumenta e preço torna-se um diferencial no mercado (Kholopane, 2016).

Estes produtos estão frequentemente vinculados a planos de serviços Pós-Pagos, de alto valor, fomentando a aquisição de novos clientes e/ou a migração de clientes para planos de maior valor.

A segmentação dos canais de venda é importante, pois define a construção e preparação do time de vendas para a melhor abordagem junto a estes diferentes clientes. A estratégia de vendas é muito diferenciada, principalmente em função experiência do cliente final com o produto.

Tabela 3 – Segmentação por Canal de Vendas – Elaboração própria.

Canal	Cliente	Experiência física com o Produto
Corporativo	Grandes, pequenas e médias empresas	NÃO
CRM	Consumidor Final	NÃO
Retail	Distribuidores, Lojas Parceiras, pequeno varejo	NÃO
Loja Própria	Consumidor Final	SIM

O cliente corporativo, um executivo, tem a prerrogativa de escolher os *smartphones* para todos os colaboradores de sua empresa em detrimento do desejo

de cada um deles. Logo, a abordagem de vendas, normalmente, foca-se nos custos corporativos do pacote contratado. Desta forma, as características técnicas e físicas do smartphone têm menor peso no processo de decisão.

O cliente abordado pelo canal CRM (*Customer Relationship Management*), ou seja, abordado pelo *call center*, não possui interação com o *smartphone*, sem manuseio tátil, sem experimentar as funcionalidades, sem apreciar a atratividade física como beleza e ergonomia. Logo, a abordagem é limitada e não constitui um canal de massa. Trata-se de um canal complementar de vendas.

O canal *Retail* objetiva a venda em massa para parceiros no varejo, ou seja, grandes, médias e pequenas rede de lojas e distribuidores. Apesar dos altos volumes, as vendas focam na expectativa de vendas dos parceiros. O consumidor final somente é alcançado posteriormente. Portanto, este é um canal de venda indireta ao consumidor, não sendo possível observar o comportamento deste no momento da venda.

O canal lojas próprias é aquele no qual se consegue chegar diretamente ao consumidor final, provendo-lhe todo tipo de experiência com o produto. Este canal representa a marca da empresa perante o mercado e nele são investidos amplos treinamentos dos vendedores e positivamente de lojas para melhor atender o cliente e favorecer as vendas. É sobre este canal que a dissertação elabora todo estudo de elasticidade de preço, pois é onde consegue-se avaliar a real aceitação das condições comerciais do produto.

As tabelas presentes no Apêndice 1, contêm as informações de venda nas lojas próprias, ou seja, diretamente ao consumidor final. Os dados foram cedidos por uma das maiores operadoras de serviço de telecomunicações no Brasil. Foram escolhidos 8 smartphones para avaliar a elasticidade de preços. Estes dados estão organizados em tabela simples contendo dados diários de preço e volume de vendas de cada um dos 8 produtos, agregados apenas pela cor.

As informações de cada produto possuem períodos diferentes. Cada smartphone tem seu lançamento comercial em datas distintas assim como seu ciclo de vida também se difere um do outro.

3.2

Estratégia da Modelagem

Na literatura, há várias estratégias para modelagem e escolha das variáveis a serem utilizadas em regressão.

Makridakis; Wheelwright; Hyndman (2008) propõem uma metodologia na qual uma lista longa de variáveis candidatas é desenvolvida, baseada na informação de especialistas e na disponibilidade de dados; em seguida, a lista é reduzida, utilizando diversos métodos, sendo o *stepwise* um dos mais recomendados. O *stepwise* é um método iterativo de retirada de variáveis, através de testes de significância.

Aczel (1993) propõe testar todas variáveis possíveis, utilizando seleção para frente, seleção para trás ou *stepwise* e utilizando testes de significância para decidir sobre a manutenção ou retirada da variável.

A maioria dos autores ressalta que a estratégia da modelagem para produtos deve ser realizada por especialistas em previsão, suportados por especialistas de Marketing. Esta combinação de técnica estatística com informações de Marketing tende a produzir modelos mais aderentes à realidade.

A estratégia *bottom-up* é mais utilizada na literatura como método para construção de modelos de regressão dinâmica. Resumidamente, parte-se de um modelo reduzido com poucas variáveis, o qual é evoluído até que se alcance um modelo adequado e satisfatório. Esta evolução inclui escolha de novas variáveis a serem acrescentadas no modelo, inclui avaliação estatística de significância dos parâmetros estimados e também a consistência com a teoria econômica. Zanini (2000) utilizou a modelagem *bottom-up* para estimar demanda de curto prazo de gasolina automotiva no Brasil. Dias (2008) também usou a modelagem *bottom up* na estimação de energia elétrica. Ambos os autores destacam que o procedimento *bottom up* inclui a inclusão das defasagens das variáveis escolhidas, tornando o processo difícil e cansativo.

O fluxo de construção de uma modelagem *bottom-up* é demonstrado na figura 9, a seguir:

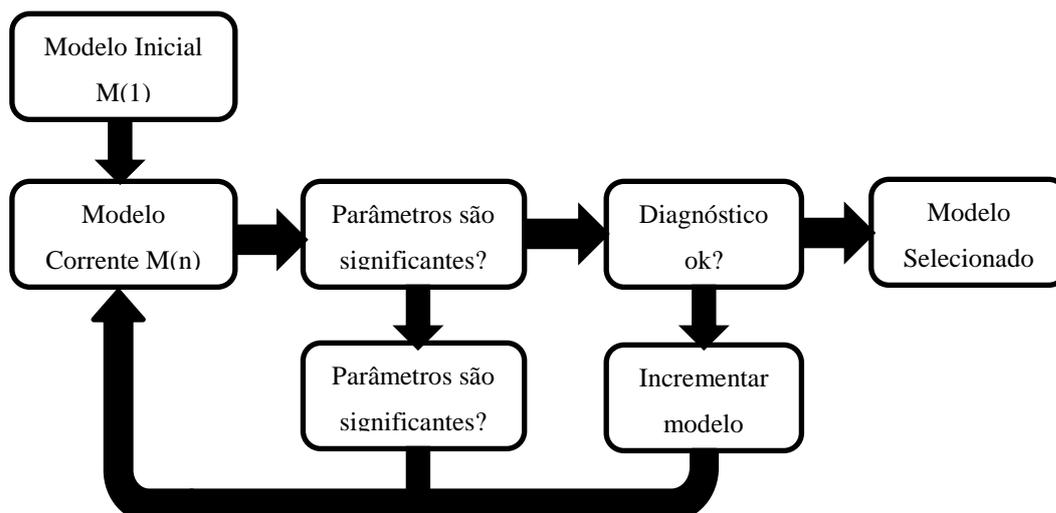


Figura 9 – Elaboração de um modelo de regressão dinâmica. Fonte: Adaptado de Zanini (2000).

Objetivando reduzir o esforço de recurso e tempo, priorizou-se a definição das variáveis a serem adotadas com auxílio de especialistas de marketing e, ao mesmo tempo, verificou-se a disponibilidade das mesmas. Resumidamente, optou-se por padronizar a estimação inicial da elasticidade de cada smartphone, utilizando as seguintes variáveis:

- (i) Preço: a principal variável;
- (ii) Preço de dois concorrentes internos: devido ao *portfolio* enxuto, os smartphones são oferecidos em faixas de preços nos quais existem de dois a três concorrentes em média.
- (iii) Disponibilidade para venda;
- (iv) Fator semanal, representando a força de vendas da semana;
- (v) Fator diário, representando o peso de cada dia da semana;
- (vi) Duas referências de preço mercado (fora da empresa) do smartphone avaliado.

Desta forma, a modelagem *bottom-up* é otimizada e tem o esforço reduzido pois avaliará inicialmente a retirada de alguma (s) das variáveis iniciais supracitadas e, posteriormente, avaliará a inclusão de defasagem das variáveis restantes no modelo.

3.3

Periodicidade

A vida curta é uma característica de alguns produtos tais como moda e *smartphones*. Este fenômeno dificulta reunir quantidade de observações suficientes para uma estimação consistente e confiável de parâmetros, comprometendo o resultado.

No caso de *smartphones*, a vida útil média é de 12 meses ou 52 semanas. A estimação da elasticidade, utilizando dados mensais é inútil, pois a necessidade de se conhecer o comportamento das vendas perante o preço é, durante a vida útil do produto, especialmente após o primeiro mês. A estimação, utilizando dados semanais, também é problemática, pois, após um mês de vida, o número de observações será de apenas quatro semanas de vendas, inviabilizando adicionar mais variáveis além do preço.

Por conseguinte, adotou-se a periodicidade diária na qual muitas observações contribuem para melhor avaliação dos resultados estatísticos do modelo.

O período escolhido para avaliação da elasticidade dos *smartphones* compreende as vendas desde outubro de 2016 a janeiro de 2017, totalizando 133 observações. Representa um período muito oportuno para avaliação de elasticidade devido aos fenômenos presentes nesta pequena trajetória de tempo. Ocorrem desde pequena elevação de vendas (dia das crianças), como grande elevação de vendas (*Black Friday* e Natal) assim como períodos de baixas vendas como no início de janeiro e também os impactos de lojas fechadas nos feriados de Natal e Ano Novo.

Esta riqueza de fenômenos e oscilações neste período favorece e viabiliza a estruturação de modelos que consigam captar as elasticidades em função de grandes promoções de preços, seja em função do preço, em função da concorrência externa, seja em função dos produtos concorrentes.

3.4

Variável Dependente

A variável dependente é a venda, ou seja, a quantidade do *smartphone* vendido. Esta dissertação pretende estimar a elasticidade de preços e elasticidade cruzada de oito smartphones, os quais estão subdivididos em quatro categorias conforme tabela 4, abaixo.

A categorização por faixa é uma estratégia de marketing, pois o agrupamento permite estimular a compra de produtos complementares e facilitar a escolha de produtos substitutos (Parente, 2000).

Tabela 4 – Smartphones por categoria de preços.

Categoria	Faixa de Preços	Produtos	Concorrente
High Premium	> R\$2000	Samsung Galaxy S7	Apple iPhone 6S 64GB Apple iPhone 6 64GB
		Motorola Moto Z Play	Apple iPhone 6S 16GB Samsung Galaxy S6 32GB
High+	R\$1500 a R\$2000	Motorola Moto G Plus	Apple iPhone 5S 32GB Samsung Galaxy S6 32GB
		Samsung Galaxy A5	Samsung Galaxy A5 Apple iPhone 5S 32GB
High	R\$1200 a R\$1500	Motorola Moto G DTV	Motorola Moto G Plus Apple iPhone 5S 16GB
			LG K10
Mid+	R\$750 a R\$1200	Samsung Galaxy J5	Motorola Moto G DTV LG K10
		LG K10	Motorola Moto G 4G 3 ^ª G Samsung Galaxy J5
Mid	R\$500 a R\$750	LG K4	Samsung Galaxy J2 Samsung Galaxy J1 MINI

Portanto, oito modelos serão elaborados de forma distinta e independente e terão seus parâmetros estimados de forma a obter as elasticidades para cada um destes oito smartphones.

3.5

Variáveis Explicativas

A escolha das variáveis foi baseada em aspectos econométricos, refletindo sua relevância e encontra-se dividida em dois grupos: internos e externos, refletindo a fonte dos dados.

O design seguiu orientação de Winklhofer; Diamantopoulos; Witt (1996) ao definir o propósito, o nível de granularidade, a escolha do período, a quantidade de recursos envolvidos, as fontes de dados e os usuários dos resultados.

Resumidamente, o propósito é o cálculo da elasticidade de preços e elasticidade cruzada. O período reflete o rico cenário de muitas mudanças de preços em função de vários eventos comerciais existentes (Dia das Crianças, Black Friday, Natal etc.). Este rico cenário oferece grandes oportunidades de avaliação da elasticidade em função das oscilações de preços e de grandes oscilações de volumes vendidos diretamente ao consumidor final.

Os *smartphones* de mesmo modelo são comumente diferenciados pela cor, capacidade de memória e origem (importado ou nacional) representando, assim, a mais baixa desagregação, ou seja, o SKU (*Stock Keeping Unit*). Para escolha do nível de granularidade adotou-se estratégia de agregação dos produtos pela cor e pela origem, pois o tamanho da memória e acessórios possui diferença de preço e atratividade comercial.

A quantidade de recursos envolvidos no cálculo deve ser mínima objetivando redução de custos operacionais na empresa. O esforço operacional demandado para avaliar e estimar os objetos desta dissertação requer um especialista treinado em ferramentas de estatística.

As fontes de dados devem ser de fácil acesso e confiáveis. Normalmente, estas fontes refletem os sistemas ERP (SAP, Oracle, etc) e dados provenientes de sites de pesquisa de preços amplamente conhecidos na internet.

Os usuários dos resultados normalmente são profissionais da equipe de Marketing, responsáveis por estimação de demanda dos produtos.

Quanto à seleção das variáveis a serem utilizadas, também de acordo com Winklhofer; Diamantopoulos; Witt (1996), é necessária adoção de variáveis com critérios técnicos, ou seja, que façam sentido econométrico e ao mesmo tempo

familiaridade com as técnicas de previsão. Portanto a comunhão entre o especialista em ferramentas estatísticas e um especialista em Marketing é fundamental para o sucesso dos modelos adotados. O critério de seleção, é um dos aspectos mais importantes, pois não se trata apenas de estimar a elasticidade, é necessário prover modelos matemáticos cujos cálculos estatísticos demandem pouco recurso de tempo. É fundamental compreender que o tempo é um recurso precioso neste mercado de smartphones, pois este mercado é muito competitivo, possui muitos protagonistas, possui volatilidade diária e tem características comerciais muito agressivas.

3.5.1

Variáveis Explicativas Internas

Compreendem os dados internos da empresa, normalmente armazenados em grandes bancos de dados existentes em sistemas ERP (tais como SAP) ou em ferramentas de apoio, normalmente representados por softwares complementares de previsão de demanda ou, até mesmo, soluções “artesaniais” desenvolvidas em MS-Access e MS-Excel.

Estes dados devem estar disponíveis na granularidade desejada, seja por SKU, seja organizado por canais de venda, seja por segmento (vinculados a planos Pós-Pago, Pré-Pago etc.), seja por ponto de venda (loja própria ou loja de parceiros comerciais).

Ressalta-se novamente a importância da velocidade para obtenção destes dados, com mínimo esforço de recursos envolvidos. Por conseguinte, recomenda-se automatização de processos e atividades em TI (tecnologia da informação) de forma a prover os dados de forma rápida.

Os smartphones são produtos de ciclo de vida curto, cujas vendas são muito sensíveis, principalmente a preços, à concorrência, a eventos (Natal, Dia das Mães, *Black Friday* etc.), à disponibilidade e a outras variáveis de aspecto qualitativo, tais como bom atendimento nos postos de venda, propaganda etc. Entretanto, estes aspectos qualitativos não são objetos de análise nesta dissertação.

3.5.1.1

Variável preço

O foco das operadoras de telefonia móvel não é a venda de smartphones, mas a venda de serviços. Os smartphones representam a principal alavanca de vendas. O segmento de serviço Pós-Pago possui aspectos de lucro, receita e custos melhores, quando comparados a outros segmentos como Pré-Pago e plano Controle. Logo, os smartphones vinculados a planos Pós-Pagos têm preços mais competitivos para se tornarem comercialmente mais atrativos.

Por conseguinte, a variável preço escolhida é o valor do smartphone no plano Pós-Pago.

3.5.1.2

Variáveis preço dos concorrentes internos

Estas variáveis representam a canibalização. A venda de um modelo de smartphone é afetada pelo preço do concorrente, normalmente na mesma categoria de preços. Em busca de melhor acuracidade e, ao mesmo tempo, limitar a quantidade de variáveis para otimizar o tempo de coleta de dados, estimação e análise, optou-se por limitar a dois concorrentes internos.

A escolha destes concorrentes internos é coerente com sua faixa de preço. Os concorrentes escolhidos estão presentes na tabela 4, citada anteriormente.

3.5.1.3

Variável Fator Diário

A venda de smartphones em lojas próprias tem comportamento distinto em cada dia da semana, normalmente concentrados no final de semana. Logo, para cada dia da semana há um percentual de vendas. A representação desta variável é um conjunto de sete observações, repetidos ciclicamente ao longo da série temporal conforme a figura 10 abaixo:

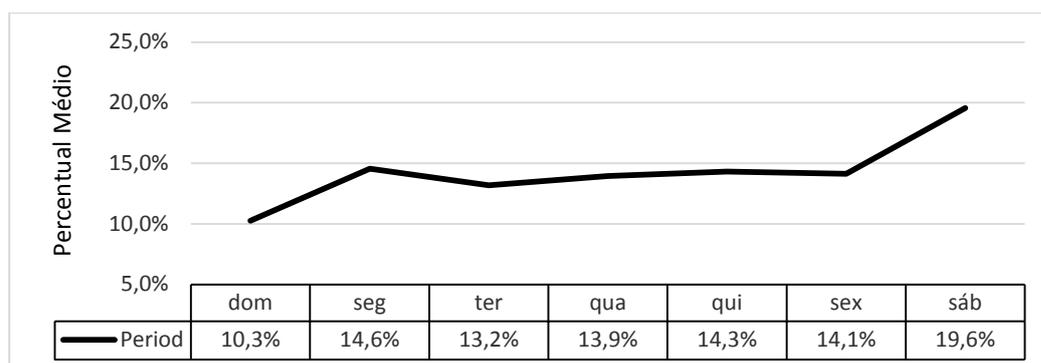


Figura 10 – Fator diário - Vendas em Lojas Próprias.

É importante destacar que o fator diário é uma variável que precisa ser trabalhada para evitar distorções decorrentes de grandes promoções ou de datas típicas de grandes vendas. Afinal, o comportamento das promoções será explicado pelos preços e o comportamento das datas típicas será explicado pelos ciclos, respectivamente representados pelas variáveis presentes no modelo sugerido.

Esta estratégia é fundamental, pois, do contrário, o efeito preço e efeito de ciclos estarão diluídos nesta variável e, por conseguinte, os parâmetros estimados das elasticidades de preço, elasticidade cruzada e ciclos poderão apresentar bons resultados estatísticos, porém resultados econométricos distorcidos. A busca pela acurácia deve incluir aspectos técnicos de estatística combinada com conhecimento sobre o mercado analisado. Esta preocupação é abordada por (Winklhofer; Diamantopoulos; Witt, 1996).

Por conseguinte, estes fatores foram elaborados através da observação de 180 dias de vendas, com a exclusão de algumas semanas. O período decorre de 01/08/16 a 31/01/17. Foram excluídos 6 ciclos de 7 observações, que representam a semana anterior e a semana do evento do Dia dos Pais, da *Black Friday* e do Natal.

Esta variável tem o objetivo de representar o ritmo de vendas diário dentro da semana e, assim, contribuir muito para a redução da variância do erro de vendas diário.

3.5.1.4

Variável disponibilidade

Esta variável representa o percentual de lojas cujo smartphone avaliado está disponível para venda, diariamente. Os valores, portanto, oscilam entre 0% e 100%.

3.5.1.5

Variável Fator Semanal

Os smartphones são produtos com ciclo de vida curto, cuja produção dificilmente supera 12 meses. Há poucas exceções tais como os *iPhones* da Apple.

Desta forma, é impossível obter o ciclo do produto, a menos que vinculemos o histórico a outro produto substituto no passado. Isto representa enorme esforço de recurso especialista para identificar o produto substituto, vincular o histórico e posteriormente obter a sazonalidade.

A opção por representar os ciclos através de uma variável *dummy* é viável mas possui algumas dificuldades, tais como definir a extensão no tempo desta variável *dummy*. Representará um dia? Uma semana? Um mês? A escolha pela extensão de um dia incorre em desconsiderar a aceleração de vendas ao longo dos dias que antecedem a data. Da mesma forma, a escolha pela extensão de um mês dilui o comportamento da aceleração e desaceleração das vendas em uma constante ao longo do mês. Afinal, as promoções de Natal, Dia das Mães, Dia dos Pais, Dia dos Namorados e *Black Friday* começam muitos dias antes e não há regras ou padrões para definir a antecedência desta promoção nem regras ou padrões para definir a continuidade após datas festivas.

A variável proposta para representar o ciclo é o fator semanal. Foi adotado o volume de vendas semanal do canal loja própria no mesmo período (out-16 a jan-17), ou seja, trata-se de uma variável *proxy* (figura 11). A opção por uma periodicidade semanal visa a evitar problemas com datas móveis, quando não há data fixa definida, tais como *Black Friday* (sexta-feira após o feriado de Ação de Graças), Dia das Mães (segundo domingo de maio) e Dia dos Pais (primeiro domingo de agosto). “Extrair o ciclo ao nível do grupo (contendo todos os

modelos passados e presentes) e aplicar os índices aos modelos atuais resulta em estimativas mais confiáveis” (Stellwagen; Goodrich, 2011).

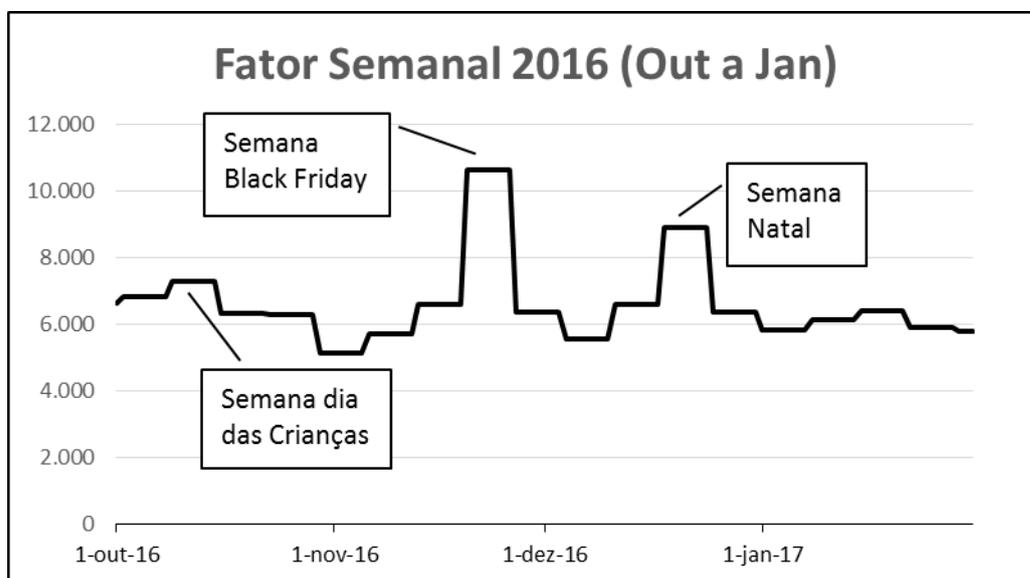


Figura 11 – Fator Semanal - Vendas em Lojas Próprias.

Destaca-se também que vendas semanais são dados comumente disponíveis em sistemas ERP.

Desta forma, esta variável proposta atinge dois objetivos: menor esforço de obtenção de dados e melhor aderência ao comportamento do ciclo.

3.5.1.6

Variável Loja Aberta

Normalmente, as lojas fecham em alguns dias específicos do ano tais como Natal e Ano Novo. Consequentemente as vendas estão zeradas nestes dias. Para se evitar problemas matemáticos quando se utiliza séries logarítmicas, costuma-se atribuir valores diferentes de zero tais como venda de uma unidade em vez de zero. Isto ainda é um problema, pois valores inteiros próximos de 1 tais como 2 ou 3 provocam elevadíssimos erros percentuais, respectivamente 100% e 200%, prejudicando análises através de indicadores de erros tais como MAPE.

Para as séries temporais dos produtos avaliados e presentes no Apêndice 1, adotou-se o valor de 1 (uma) peça vendida em vez de zero nestas duas datas específicas (Natal e Ano Novo).

A série temporal da Variável Loja Aberta, presente no Apêndice 1, foi elaborada adotando-se uma grande diferença de valor, ou seja, 10000 para os dias de loja aberta e 1 para os dois dias de loja fechada (Natal e Ano Novo) objetivando maior precisão e redução do MAPE diário (e também semanal) no processo de estimação.

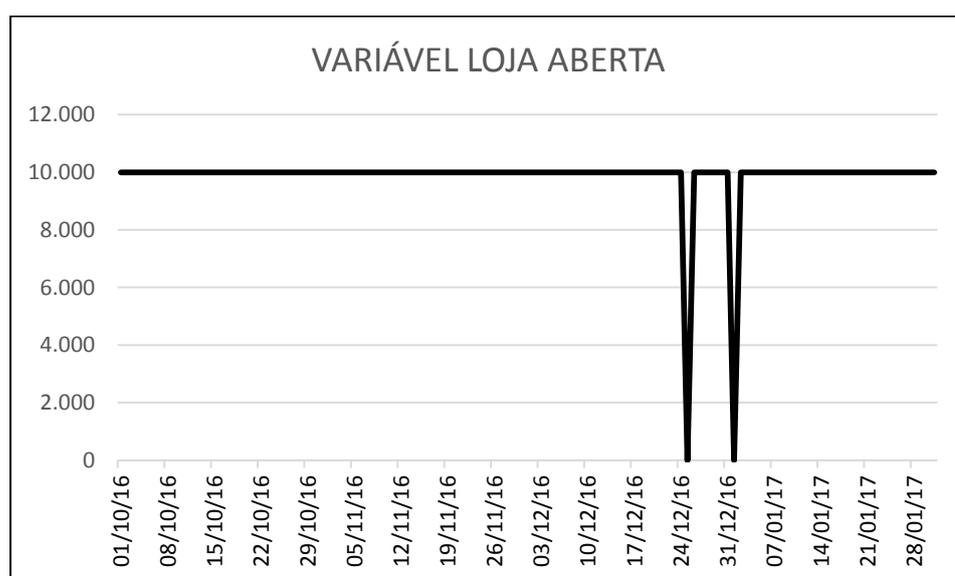


Figura 12 – Gráfico diário: Variável Loja Aberta.

Por conseguinte, a adoção de uma variável *dummy* objetiva redução drástica do erro percentual uma vez que a (s) observação (ões) é (são) tratada (s) de forma diferenciada (s) em relação às demais de toda a série.

3.5.2

Variáveis Externas

3.5.2.1

Variável Preço concorrente externo

Representa o preço do smartphone avaliado no mercado, ou seja, na concorrência com outras empresas. Esta é a variável que demanda maior esforço de recursos humanos e também recursos financeiros, pois normalmente está associada à contratação de consultorias externas, mineração de dados na internet.

Para melhor representar o cenário externo, ou seja, o mercado, optou-se por designar duas variáveis, representando lojas eletrônicas através dos sites

famosos de cotação de preços no Brasil: Buscapé e Jacotei. Estas escolhas decorreram pela facilidade na mineração de preços nos sites www.buscape.com.br e www.jacotei.com.br.

Ambos os sites fornecem históricos de preços, mostrando os menores preços praticados nos últimos 6 meses, compreendendo aproximadamente 30 observações. Optou-se por transformá-las em dados diários, repetindo-se o valor da primeira observação até à próxima observação. Em seguida, esta nova observação é repetida até à próxima e, assim, sucessivamente, conforme demonstrado na figura 13.

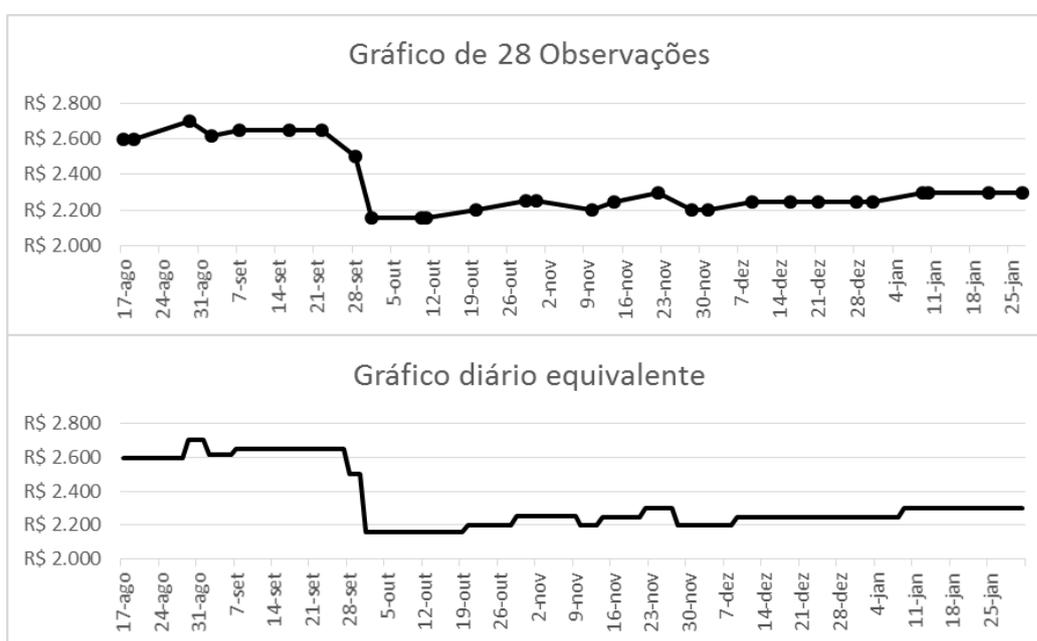


Figura 13 – Transformação de série de observações em série diária (buscape).

Ressalta-se também que os parâmetros estimados para estas variáveis representam a elasticidade cruzada, no caso, com o mesmo smartphone avaliado, porém na concorrência externa.

3.6

Lista das Variáveis Escolhidas

Em função da categorização de preços, concorrência interna (canibalização), sazonalidade, ciclos e concorrência externa, as variáveis escolhidas estão representadas na tabela 6, abaixo:

Tabela 5 – Variáveis iniciais - Elasticidade em Loja Própria.

Variáveis Iniciais: Elasticidade de Preço em Loja Própria				
Ambiente	Objetivo	Variável	Fonte	Periodicidade
Interno	Elasticidade de Preço	Preço Produto A	ERP (SAP)	diária
Interno	Elasticidade cruzada	Preço Concorrente Interno B	ERP (SAP)	diária
Interno	Elasticidade cruzada	Preço Concorrente Interno C	ERP (SAP)	diária
Interno	Elasticidade cruzada	Preço Concorrente Interno D	ERP (SAP)	diária
Interno	Fator Diário	Média diária dentro da semana	ERP (SAP)	diária
Interno	Disponibilidade	Percentual de lojas com estoque disponível	ERP (SAP)	diária
Interno	Fator Semanal	Média semanal vendas no ano anterior	ERP (SAP)	semanal
Interno	Loja Aberta	Loja Aberta	ERP (SAP)	dummy
Externo	Elasticidade cruzada	Preço Produto A na concorrência	Website buscape.com.br	semanal
Externo	Elasticidade cruzada	Preço Produto A na concorrência	Consultoria jacotei.com.br	semanal

A parcimônia deve ser considerada na elaboração dos modelos. Segundo Shugan (2002), o modelamento empírico deve ter o foco na descrição da realidade de forma parcimoniosa, na busca da compreensão das possíveis relações entre variáveis. Botelho (2004, p. 14) cita que “A realidade já existe em riqueza de detalhes e talvez a única vantagem de um modelo sobre a realidade seja a sua simplicidade”. Portanto, a escolha das variáveis exógenas foi baseada nas fontes disponíveis, com suporte técnico de profissionais de marketing, visando à parcimônia com a realidade e que demandem tempo reduzido para adequação, ou seja, o modelo funcional escolhido deve refletir o mínimo trabalho manual e/ou artesanal para obtenção e organização das variáveis.

4

Resultados

Nesta seção, apresentam-se os resultados alcançados durante a estimação das equações através do modelo de regressão dinâmica com referência aos produtos citados na tabela 4. A Tabela 6, abaixo, objetiva facilitar a identificação dos produtos perante as abreviações utilizadas.

Tabela 6 – Identificação das Abreviações.

SIGLA	DESCRIÇÃO
SS7	Samsung Galaxy S7
MTZ	Motorola Moto Z Play
SSA5	Samsung Galaxy A5
MTGP	Motorola Moto G Plus
MTGD	Motorola Moto G Dtv
SSJ5	Samsung Galaxy J5
K10	LG K10
K4	LG K4
IPH6S	iPhone 6S 32G
SS6	Samsung Galaxy S6
IPH5S	iPhone 5S 32G
K8	LG K8
Vendas _{PRODUTO}	Volume de Vendas dos produtos
Preço _{PRODUTO}	Preço do produto na Loja Própria
Preço _{BUSC PRODUTO}	Preço do produto no site BUSCAPE
Preço _{JAC PRODUTO}	Preço do produto no site JACOTEI
LJA	Loja Aberta
FatorD	Fator Diário
FatorS	Fator Semanal
Auto _X	Resíduo defasado em “X” dias
Vendas _{X (PRODUTO)}	Vendas defasada em “X” dias

4.1

Análise Prévia

Previamente à regressão dinâmica, realizou-se a decomposição clássica, para analisar a série temporal de cada produto, utilizando-se uma funcionalidade do software Forecast Pro for Windows (STELLWAGEN; GOODRICH, 2011). A decomposição clássica utiliza formulações matemáticas para separar a série em 4 componentes básicas: Tendência, Sazonalidade, Ciclos e Termo Aleatório ou Componente Irregular. As séries podem ser escritas de forma aditiva quando as componentes são somadas para formar os dados resultantes ou na forma multiplicativa, quando as componentes são multiplicadas uma pela outra.

Os resultados estão na Tabela 7, abaixo:

Tabela 7 – Decomposição Clássica baseada no software FPW.

Decomposição Clássica (multiplicativa)						
PRODUTOS	Tendência	Sazonalidade	Irregular	Média	Desvio Padrão	Coef. de Variação
SS S7	41,78%	10,64%	47,58%	39,317	22,582	0,5744
MT Z	23,53%	12,14%	64,33%	38,447	20,889	0,5433
SS A5	73,25%	2,64%	24,10%	22,992	33,831	1,4714
MT G Plus	23,84%	11,97%	64,19%	66,114	27,812	0,4207
MT G DTV	59,35%	5,22%	35,43%	54,033	32,292	0,5976
SS J5	22,71%	12,86%	64,43%	91,707	51,404	0,5605
K10	10,65%	11,35%	78,00%	71,634	20,131	0,281
K4	23,76%	27,38%	48,87%	42,39	17,086	0,4031

Com base nos dados da tabela 7, a decomposição clássica destaca a alta participação da componente irregular, significando que haverá dificuldade na modelagem para qualquer um dos produtos.

Ao mesmo tempo, o desvio padrão se apresenta com valores altos, endereçando alto índice de dispersão das séries temporais, tal como exposto na última coluna da Tabela 7.

4.2

Parâmetros Estimados

Os resultados obtidos após utilização da funcionalidade *Dynamic Regression* do Software *Forecast Pro for Windows* (STELLWAGEN; GOODRICH, 2011) estão presentes na Tabela 8, abaixo. A transformação logarítmica, prevista na Revisão Teórica, foi utilizada. Portanto, os resultados obtidos representam a elasticidade de cada variável explicativa em relação à variável dependente.

Tabela 8 – Parâmetros estimados no software FPW.

Produto	Elasticidade		Elasticidade Cruzada Interna			Elasticidade Cruzada Externa		Proxy		
	Preço	Disp.	Preço Produtos Concorrentes			Buscape	Jacotei	Loja Aberta	Fator Diário	Fator Sem.
SS7	-2,855					3,134		0,321	0,834	
MTZ	-3,836	0,712				4,003		0,349	0,834	
SA5	-5,865	1,205					6,349	0,223	0,880	
MTGP	-7,822		2,527	1,311	4,192			0,423	0,838	
MTGD	-4,302		14,988	4,558				0,332	0,912	
SJ5	-8,822	1,399	8,582					0,475	0,954	0,552
K10	-2,745		2,940					0,412	0,637	
K4	-2,206		2,587					0,329	1,194	

A modelagem final de cada produto pode ser descrita conforme as equações abaixo:

$$\ln(Vendas_{SS7}) = -2,855 * \ln(Preço_{SS7}) + 3,134 * \ln(Preço_{BUSCS7}) + 0,321 * \ln(LJA) + 0,834 * \ln(FatorD) + 0,5398 * \ln(AUTO_{-1})$$

$$\ln(Vendas_{MTZ}) = -3,836 * \ln(Preço_{SS7}) + 0,712 * \ln(Disp_{MTZ}) + 4,003 * \ln(Preço_{BUSCMTZ}) + 0,349 * \ln(LJA) + 0,834 * \ln(FatorD) + 0,1331 * \ln(Vendas_{-1}(MTZ))$$

$$\ln(Vendas_{SA5}) = -5,865 * \ln(Preço_{SA5}) + 1,205 * \ln(Disp_{SA5}) + 6,349 * \ln(Preço_{JACSA5}) + 0,223 * \ln(LJA) + 0,880 * \ln(FatorD) + 0,769 * \ln(AUTO_{-1})$$

$$\ln(Vendas_{MTGP}) = -7,822 * \ln(Preço_{MTGP}) + 2,527 * \ln(Preço_{SA5}) + 1,311 * \ln(Preço_{SS6}) + 4,192 * \ln(Preço_{IPH6S}) + 0,423 * \ln(LJA) + 0,838 * \ln(FatorD) + 0,3225 * \ln(AUTO_{-1})$$

$$\ln(Vendas_{MTGD}) = -4,302 * \ln(Preço_{MTGD}) + 14,988 * \ln(Preço_{K10}) + 4,558 * \ln(Preço_{IPH5S}) + 0,332 * \ln(LJA) + 0,912 * \ln(FatorD) + 0,5398 * \ln(Vendas_{-1(MTGD)}) + 0,407 * \ln(AUTO_{-1}) + 0,304 * \ln(AUTO_{-2}) - 102,11$$

$$\ln(Vendas_{SJ5}) = -8,822 * \ln(Preço_{SJ5}) + 1,399 * \ln(Disp_{SJ5}) + 8,582 * \ln(Preço_{K10}) + 0,475 * \ln(LJA) + 0,954 * \ln(FatorD) + 0,552 * \ln(FatorS)$$

$$\ln(Vendas_{K10}) = -2,745 * \ln(Preço_{K10}) + 2,940 * \ln(Preço_{SJ5}) + 0,412 * \ln(LJA) + 0,637 * \ln(FatorD) + 0,434 * \ln(AUTO_{-1}) + 0,197 * \ln(AUTO_{-7})$$

$$\ln(Vendas_{K4}) = -2,207 * \ln(Preço_{K4}) + 2,587 * \ln(Preço_{K8}) + 0,329 * \ln(LJA) + 1,194 * \ln(FatorD) + 0,336 * \ln(AUTO_{-1}) + 0,282 * \ln(AUTO_{-7})$$

4.3

Testes e índices estatísticos

Como fundamento teórico, a busca por uma modelagem bem ajustada deve resultar em um resíduo com características de ruído branco, ou seja, independente e uniformemente distribuído. A modelagem de todos os produtos alcançou este resultado, o qual é medido através da função de autocorrelação de erros, como mostrados na figura 14, abaixo. Os gráficos para os demais produtos estão apresentados no Apêndice 1:

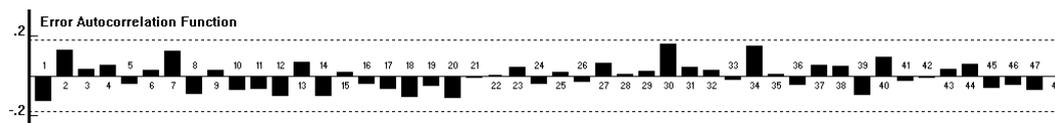


Figura 14 – Função de Autocorrelação de Erros (Samsung S7)

Estes gráficos repercutem os bons resultados dos testes de aderência Durbin Watson e Ljung-Box destacados na Tabela 9.

O teste de Durbin Watson, também conhecido como Estatística Durbin Watson, é utilizado para detectar a presença de autocorrelação de primeira ordem. Desta forma, este teste avalia a correlação do *lag* 1, ou seja, a correlação do resíduo da observação (t) com a observação ($t-1$). Caso o valor desta estatística seja próximo de 2, não há evidência de correlação entre os resíduos. Por conseguinte, os resultados demonstrados na Tabela 9 demonstram boa aderência, pois os valores estão próximos de 2.

Tabela 9 – Resultados Estatísticos das Modelagens.

Produto	Tamanho amostra	R2 Ajust	Durbin Watson	Ljung Box(18)	MAPE Série Diária	MAPE Série Semanal
SS S7	122	0,7348	2.185	P=0.5760	0,2923	0,1160
MT Z	122	0,6300	1.707	P=0.7476	0,3179	0,1300
SS A5	122	0,7268	2.111	P=0.6547	0,6530	0,2290
MT G Plus	122	0,8710	2.003	P=0.5836	0,1931	0,0520
MT G DTv	115	0,8255	1.983	P=0.6250	0,2672	0,0930
SS J5	123	0,8958	2.105	P=0.5362	0,1773	0,0490
K10	116	0,8891	2.033	P=0.7797	0,1603	0,0800
K4	116	0,8024	2.03	P=0.4045	0,2122	0,0960

O teste de Ljung-Box testa a hipótese nula de ausência de autocorrelação nos primeiros k lags. O FPW testa a significância das correlações nos primeiros 18 lags. A Tabela 9 descreve o resultado deste teste, no qual as autocorrelações são insignificantes até o *lag* 18, visto que o valor-p para os testes Ljung-Box foram superiores a 0,05, portanto os resíduos se comportam como ruído branco demonstrando que o ajuste do modelo está adequado com referência a esta estatística. Não obstante, a figura 14 corrobora com o resultado do teste Ljung Box através do correlograma do FAC (Função de Autocorrelação de Erros).

O MAPE (Erro Percentual Absoluto Médio) é um dos mais utilizados indicadores de desempenho relacionado aos resíduos (erros) o qual é utilizado nesta modelagem para também avaliar a aderência do modelo (DIEBOLD; MARIANO, 1995). Os resultados presentes na Tabela 9, referentes à coluna “MAPE Série Diária” são razoáveis em sua maioria, oscilando entre 16% e 31% (apenas uma exceção com 65%), afinal a assertividade para previsão de vendas diárias é muito difícil e raramente utilizada para vendas no varejo.

Por este motivo, uma das estratégias deste estudo é utilização de agregação hierárquica das previsões, neste caso, agregando-se a periodicidade diária em periodicidade semanal. Conforme abordado por (HYNDMAN; ATHANASOPOULOS, 2014), o método mais utilizado é a abordagem *bottom-up*, na qual a modelagem é realizada no nível desagregado mais baixo e, desta forma, não se perde informação devido à agregação.

Não obstante, a agregação a nível semanal é perfeitamente coerente com a frequência de abastecimento dos estoques de lojas.

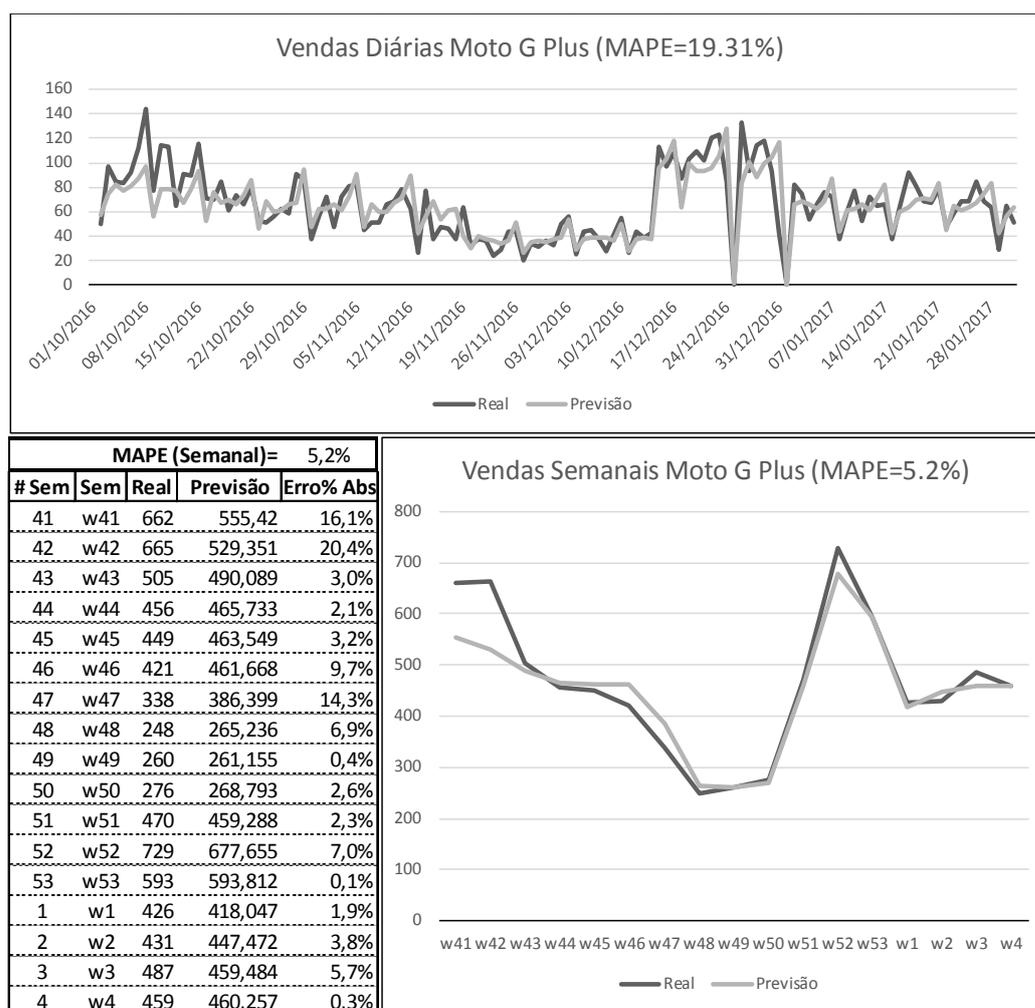


Figura 15 – Agregação dados Diários em Semanal.

É importante destacar que toda análise é realizada *in-sample*, ou seja, dentro das observações reais. O desempenho após a agregação a nível semanal aumentou, afinal o MAPE ficou bastante reduzido, conforme se observa na última coluna da Tabela 9, cujos resultados estão majoritariamente abaixo de 10%. A figura 15 ilustra, de forma clara, o melhor desempenho após agregação, respaldando a abordagem de HYNDMAN (2014), adotando o Motorola Moto G Plus, como exemplo no qual o MAPE foi reduzido de 19.31% para 5.2%.

A figura 16, abaixo, ilustra os bons resultados de outros dois smartphones. Todos os resultados, incluindo dados reais, previsão, gráficos e indicadores resultantes da modelagem no software FPW estão detalhados no Apêndice 1.

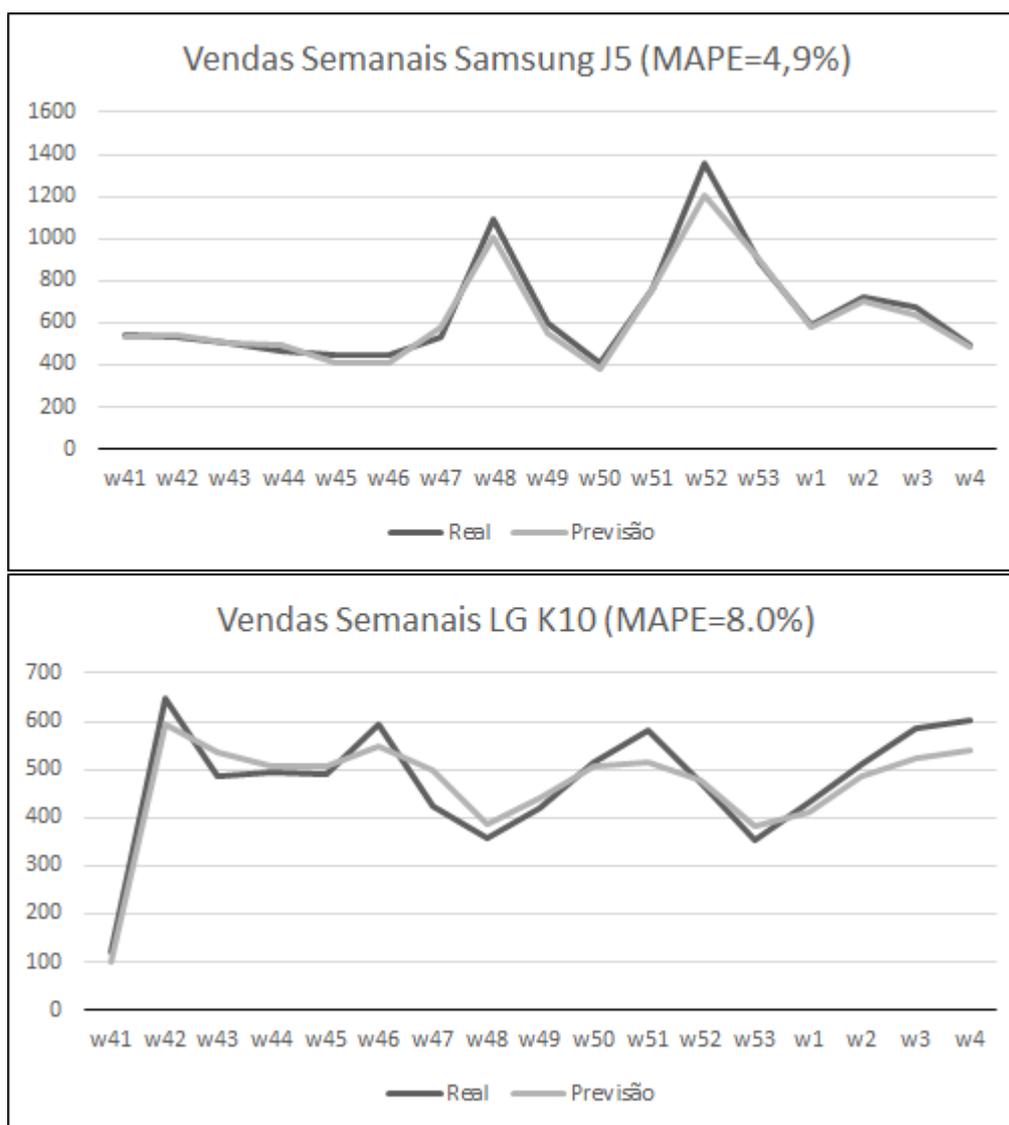


Figura 16 – Agregação Semanal Samsung J5 e LG K10.

O indicador MAPE com valores reduzidos, conforme observado na coluna MAPE Série Semanal na tabela 9, comprova a obtenção de ruído com baixa intensidade, após a modelagem e posterior agregação, realçando o bom resultado da modelagem.

Para especificação da dinâmica do modelo, foram realizados vários testes através da introdução de defasagens da variável endógena e de erros estruturados, seguindo modelo de Cochrane-Orcutt. Especificamente, testes de introdução de defasagens da variável endógena e de defasagens dos ruídos foram realizados com apoio do software FPW, através da observação do resultado da significância (p-valor) de cada variável introduzida, os quais estão descritos no Apêndice 1.

A defasagem da variável endógena teve significância apenas em um produto (Motorola Moto Z Play – MT Z). As defasagens de erros também se

mostraram significantes em vários produtos, principalmente a primeira defasagem. As ocorrências destas defasagens estão identificadas na Tabela 10 abaixo e descritas a seguir na análise das variáveis.

Tabela 10 – Variáveis presentes em cada modelagem.

Variável	SS S7	MT Z	SS A5	MT G P	MT G DTv	SS J5	K10	K4
Preço Produto	ok	ok	ok	ok	ok	ok	ok	ok
Preço Concorrente B				ok	ok	ok	ok	ok
Preço Concorrente C				ok	ok			
Preço Concorrente D				ok				
Disponibilidade		ok	ok			ok		
Fator Diário	ok	ok	ok	ok	ok	ok	ok	ok
Fator Semanal						ok		
Loja Aberta	ok	ok	ok		ok	ok	ok	ok
Preço Ext A - Buscapé	ok	ok						
Preço Ext A - Jacotei			ok					
Constante								
Auto -1	ok		ok		ok		ok	ok
Auto -2					ok			
Auto -7				ok			ok	ok
Vendas -1		ok						

Os testes de defasagem sazonal da variável endógena e defasagem sazonal de erros não foram realizados, pois os produtos têm ciclo de vida curto, inferiores a 12 meses); logo, não possuem histórico suficiente para caracterizar sazonalidades.

Com referência aos testes de especificação das variáveis causais, todas as variáveis descritas na Tabela 10 foram inseridas inicialmente. Em seguida, através dos testes de hipóteses, avaliou-se a significância de cada variável, excluindo a variável com menor significância, avaliando os resíduos e índices estatísticos e realizando novos testes em seguida, até que não restem variáveis com significância (p-valor) inferior a 95%. É importante destacar que as variáveis, mesmo após serem excluídas, podem ser reintroduzidas e reavaliadas, após exclusão de outras variáveis, afinal, o efeito de uma variável pode mascarar negativamente o efeito de outra variável previamente excluída. Os testes supracitados de inclusão de *lags* (defasagens) foram realizados após a finalização

dos testes de especificação das variáveis; todavia, as variáveis excluídas foram reintegradas ao modelo e testadas novamente para avaliar sua significância.

Ainda relacionado a testes de especificação das variáveis causais, o teste de tendência temporal, assim como o teste para presença de relações não-lineares, não foram realizados, pois não fazem sentido econômico sobre os produtos avaliados em virtude do curto período avaliado (122 dias). Destaca-se também que foi avaliada a introdução de *lags* (defasagens) em algumas variáveis causais tais como defasagem de 1 e de 2 dias nas variáveis de preços externos (JACOTEI e BUSCAPE) pois uma queda ou aumento de preços pode repercutir sobre as vendas em lojas próprias com atraso, em função da disseminação da comunicação. No entanto, os testes refletiram baixa significância sobre estas defasagens e, por isso, não constam na tabela 8.

4.4

Análise dos Parâmetros Estimados

A identificação das elasticidades está representada pelos parâmetros de cada variável causal descritas na tabela 8.

Elasticidade de Preços

Os resultados na Tabela 8 estão ilustrados na figura 17, abaixo, e repercutem a grande competitividade existente nas categorias de preços centrais (Mid+, High e High+), representada pelos produtos Samsung A5 (-6.349), Moto G Plus (-7,822), Moto G DTV (-4.301) e Samsung J5 (-8,821), pois a elasticidade de preço possui índice muito superior, quando comparado ao demais produtos os quais oscilam entre 2.206 e 3.836. Ressalta-se a característica elástica em relação ao preço em todos os produtos, uma vez que a elasticidade absoluta (sensibilidade) é maior que 1. O sinal negativo encontrado é coerente com a teoria econômica, indicando relação inversa entre preço e quantidade demandada do produto, ou seja, o aumento de preços provoca redução das vendas (ZANINI, 2000).

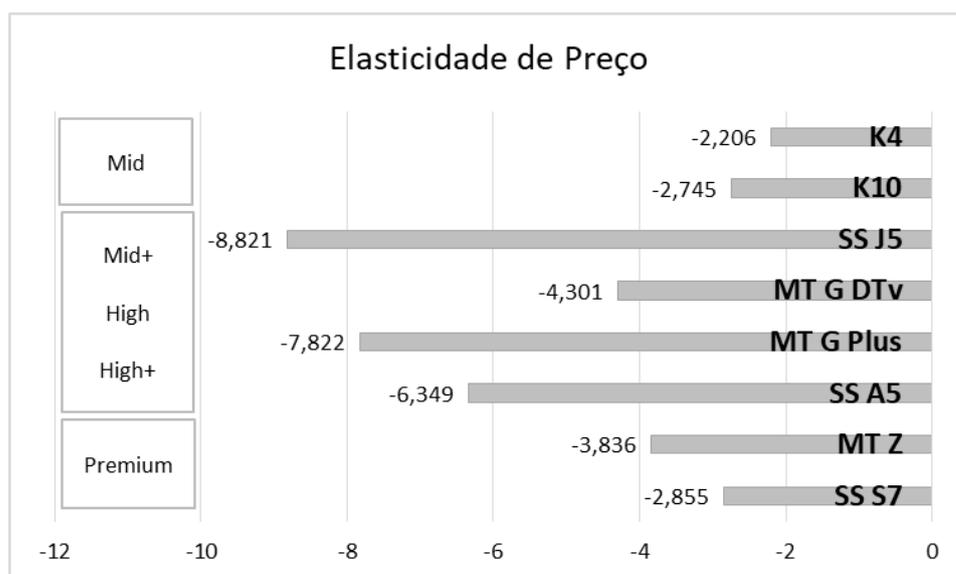


Figura 17 – Parâmetros de elasticidade de Preços.

Elasticidade Cruzada – Ambiente Interno

Os produtos nomeados genericamente como Produto B, C e D na Tabela 5 estão identificados precisamente na Tabela 4 e representam produtos de portfólio presentes nas lojas próprias que competem com o cada produto avaliado. A elasticidade cruzada demonstrou a canibalização nas categorias de preço High+, High, Mid+ e Mid, ou seja, pouca ou nenhuma evidência em produtos de alto valor. Todos produtos da categoria Premium não possuem esta característica de elasticidade cruzada assim como o produto Samsung Galaxy A5 (High+).

A elasticidade cruzada na Tabela 8 se demonstrou muito evidente, principalmente nos produtos dentro da faixa de preços centrais (High+, High e Mid+), nas quais observou-se característica de demanda bastante elástica com relação ao preço do concorrente. Como exemplo, temos o Moto G Plus sendo influenciado por três concorrentes e observa-se, com clareza, a grande elasticidade com relação ao concorrente D (4,192) bem como em competição, também, com outros dois concorrentes B (2,527) e C (1,311).

O sinal positivo encontrado demonstra que os produtos são substitutos, ou seja, o aumento de preços de um produto provoca aumento das vendas do outro produto (BOTELHO, 2005).

Elasticidade Cruzada – Ambiente Externo

A elasticidade cruzada também foi avaliada para o mesmo produto, porém na concorrência externa (Tabela 8). Entretanto, os modelos de regressão dinâmica proporcionaram significância apenas para produtos de alto valor.

A magnitude da elasticidade é alta, indicando a alta relevância desta referência na venda dos produtos avaliados.

Analogamente à elasticidade cruzada em ambiente interno, o sinal positivo demonstra que os produtos são substitutos, ou seja, concorrentes.

Adicionalmente à análise de relevância supracitada, foi também avaliada a correlação entre os dados do site Buscape e o site Jacotei, presente no Apêndice 1.

Os sites possuem relativa baixa correlação entre si, exceto para dois produtos, portanto representam fontes realmente distintas.

Variável Dummy “Loja Aberta”

Conforme citado anteriormente, a utilização de logaritmo nas séries temporais avaliadas não permite utilização de valor zero nas observações, logo, os valores zerados dos dias de Natal e Ano Novo foram substituídos por 1 (um).

A introdução desta variável objetivou aproximar a estimativa para o valor unitário (um) e, conseqüentemente, reduzir o erro (MAPE) sobre os dois dias de loja fechada dentro do período avaliado, ou seja, Natal e Ano Novo.

O objetivo foi alcançado e pode ser observado nos valores das projeções descritas no Apêndice 1.

Variável Dummy “Fator Diário”

A variável Fator Diário representa o percentual médio das vendas para cada dia da semana e, portanto, poderia ser representada por 7 variáveis dummy, uma para cada dia; no entanto, isto elevaria a complexidade do modelo com penalizações através de indicadores BIC (Critério de Informação Bayesiano) e AIC (Critério de informação Akaike). Há também o risco de distorção de tratar cada dia separadamente, uma vez que a soma dos percentuais dos sete dias é necessariamente unitária. Portanto, foi utilizada a estratégia de sequenciar

repetidamente os sete dias em uma série temporal diária sincronizada no tempo com as demais variáveis.

O objetivo desta variável é extrair a contaminação deste comportamento diário das demais variáveis, tornando-as mais autênticas, portanto mais precisas e fidedignas as suas reais influências sobre a variável endógena.

O resultado demonstrou grande sucesso, pois está presente na modelagem de todos os produtos, sem exceção, como se observa na Tabela 8. É interessante observar o resultado, pois a elasticidade desta dummy é próximo de 1 em todos os produtos, que é o desejável, afinal esta variável deve repercutir apenas o comportamento cíclico diário dentro da semana. É importante compreender que esta variável não deve influenciar aumento ou redução das vendas ao longo do tempo, mas apenas cadenciá-las ao longo dos dias dentro de cada semana. Portanto, a elasticidade unitária é o norte a ser perseguido para esta variável.

Variável Proxy “Fator Semanal”

O fator semanal é a variável proxy utilizada para representar o ciclo. Analogamente à variável fator diário, o objetivo é extrair a contaminação deste comportamento sazonal (por exemplo o aumento progressivo das vendas em datas próximas a Black Friday e Natal). No entanto, o resultado foi inexpressivo (Tabela 8), pois apresentou significância apenas em um produto (Samsung J5).

A magnitude da elasticidade demonstrou comportamento inelástico, pois o coeficiente é menor que 1 (0.552).

Variável Disponibilidade

A variável disponibilidade repercutiu efeitos em apenas três produtos (Tabela 8), ressaltando o problema de baixa disponibilidade destes produtos (Samsung A5 e Samsung J5) ao longo do período avaliado assim como aumento da disponibilidade, que ocorre tipicamente perante a entrada de um novo produto (Motorola Moto Z Play) conforme observado nas Figuras 18, 19 e 20, abaixo.

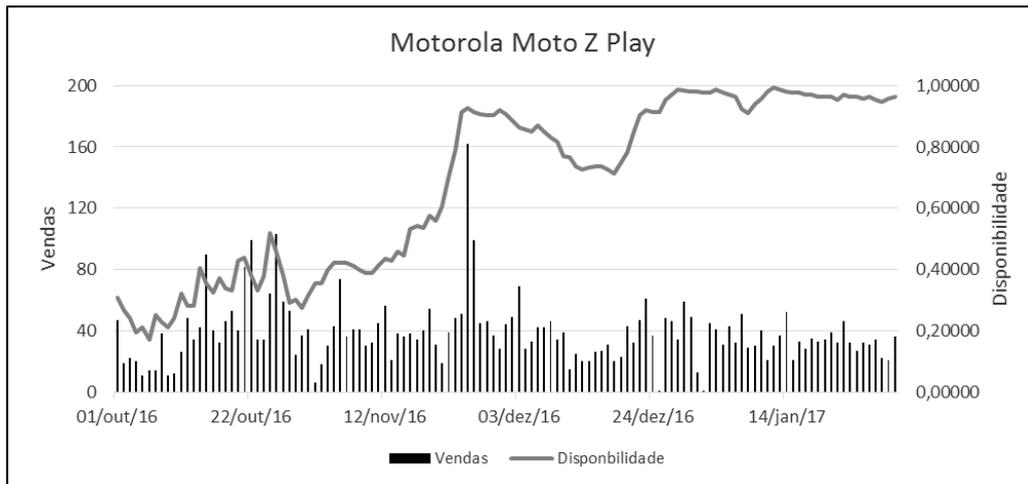


Figura 18 – Motorola Moto Z Play: Vendas vs Disponibilidade.

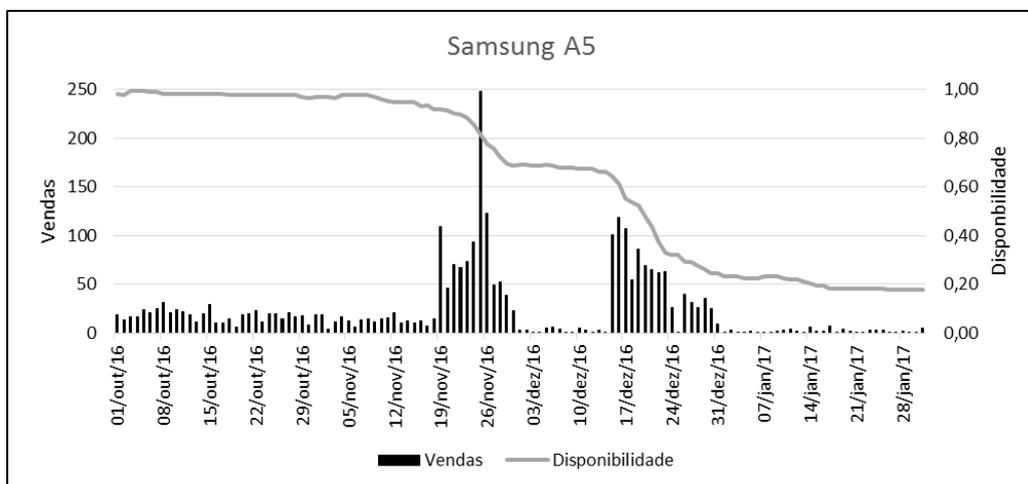


Figura 19 – Samsung A5: Vendas vs Disponibilidade.

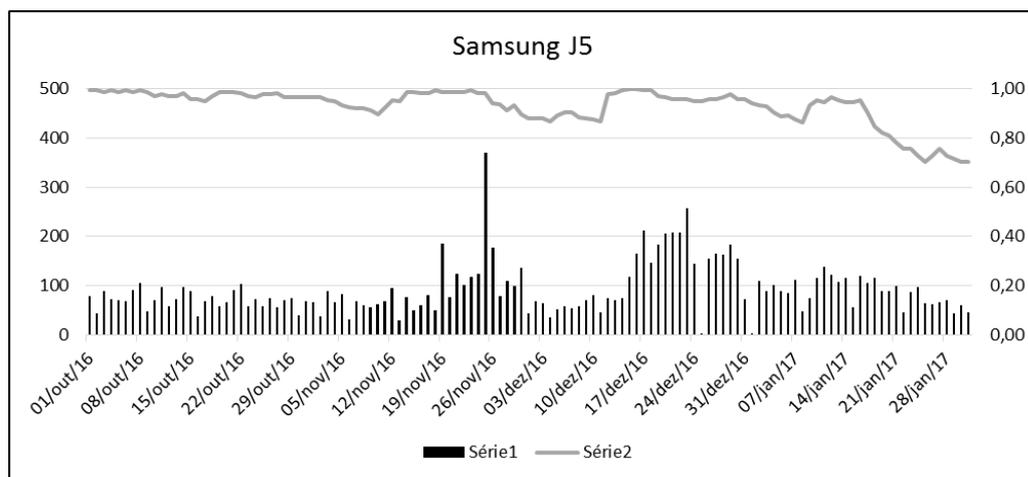


Figura 20 – Samsung J5: Vendas vs Disponibilidade.

Este comportamento da disponibilidade influenciou principalmente o Samsung A5 (1.205) e Samsung J5 (1.399), ambos em processo de “*End of Life*” em função da elasticidade observada na tabela 9, na qual a demanda se demonstra elástica, pois a sensibilidade é maior que 1. De forma, análoga, porém inversa, a baixa disponibilidade inicial é típica de lançamento de produto, conforme ocorreu para o Motorola Moto Z Play (elasticidade da disponibilidade em 0,712), todavia expressando comportamento inelástico (<1).

5

Considerações Finais

A elaboração deste trabalho ressaltou a importância da aplicação de técnicas matemáticas em comunhão com conhecimento de marketing, pois promoveu oportunidades de ampliar benefícios mercadológicos no setor de varejo de *smartphones*.

O objetivo desta dissertação não se trata apenas da estimativa da elasticidade, mas também torná-la viável sob aspectos operacionais, otimizando tempo e otimizando recursos humanos. Sob estes aspectos, a proposta de adoção das variáveis utilizadas demonstrou-se otimizada para alcance de resultados eficazes.

Nesta dissertação, a modelagem através da regressão dinâmica foi explorada para obtenção de estimativas consistentes de parâmetros de elasticidade, cujos resultados alcançados demonstram aplicabilidade neste competitivo mercado, o qual é caracterizado por grande volatilidade de preços e de vendas.

As variáveis testadas indicaram comportamentos interessantes nas diferentes categorias de preços.

A elasticidade de preços demonstrou-se muito agressiva nas categorias de preços centrais, com valores muito altos (Tabela 8), um pouco menos agressiva nas categorias de alto valor e ainda menor nos produtos de baixo valor. Este comportamento respalda as informações da **GFK (2016)**, quanto a grande competitividade nas categorias de preços centrais onde pequenas mudanças de preços provocam variações bruscas de vendas demonstrando a grande sensibilidade a preços.

A variável disponibilidade demonstrou-se pouco aplicável, pois demonstrou relevância (Tabela 10) em apenas 3 dos 8 produtos avaliados. A grande oscilação da disponibilidade provocou a relevância desta variável.

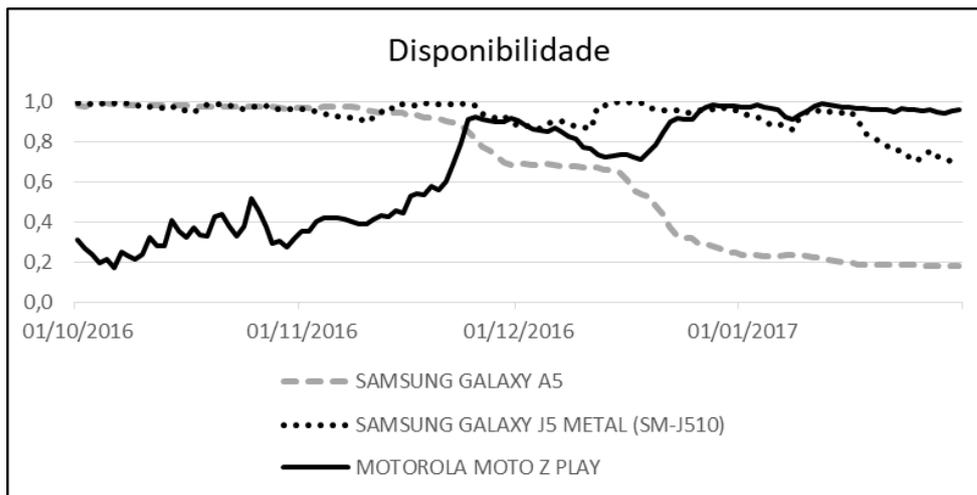


Figura 21 – Disponibilidade.

A figura 21 mostra a disponibilidade baixa em virtude do lançamento do Motorola Moto Z Play no início de outubro, a disponibilidade baixa do Samsung Galaxy A5 durante o *phase-out* (*end-of-life*) a partir do final de novembro e a grande variabilidade da disponibilidade do Samsung Galaxy J5 a partir de dezembro e se acentuando ao final de janeiro. Observa-se que a relevância da disponibilidade nestes produtos é perfeitamente coerente com o ciclo de vida, portanto, conclui-se que esta variável deva ser utilizada quando há lançamento e/ou *phase-out* de produtos.

Nos demais produtos, em plena maturidade de ciclo de vida, a disponibilidade é pouco relevante e coerente com o esperado, pois é pressuposto que exista disponibilidade do produto quando se analisa estratégia de preços, afinal, é obrigação dos Planejadores de *Supply Chain*, principalmente da logística, prover tal disponibilidade.

Para estes produtos livres dos efeitos de lançamento ou *phase-out*, a disponibilidade está majoritariamente alta ou menos volátil ao longo das séries temporais. Há, portanto, a percepção de que o *stock-out* (ruptura de estoque) não é venda perdida de fato, pois o consumidor pode procurar pelo produto em outra loja da operadora ou aguardar alguns dias para adquirir o mesmo. A exceção é o Samsung Galaxy S7, cuja disponibilidade esteve relativamente baixa e bem volátil em outubro e novembro, porém demonstrou-se pouco relevante. Como se trata de produto na categoria de preços Premium, há percepção de comportamento

diferenciado do consumidor desta categoria. A correta interpretação deste comportamento deve ser objeto de novas pesquisas e estudos específicos.

Os efeitos de canibalização foram fortemente observados nas categorias de preços centrais, próximos a R\$1.000,00 (mil reais), respaldando a grande competitividade neste segmento de preços. Novamente, o comportamento no segmento Premium é diferenciada, pois há percepção que o consumidor desta categoria é menos sensível à mudança de marca. Há necessidade de estudos mais detalhados para explicar o comportamento do consumidor de produtos nas categorias de preços *High+* e, principalmente, na categoria *Premium*.

A escolha dos sites BUSCAPE e JACOTEI como referências de preços externos não se traduziu como boas opções, pois demonstraram relevância em apenas 3 produtos (Tabela 10). Portanto, recomenda-se busca por novas referências de preços externos na modelagem para cálculo de elasticidade cruzada.

A estratégia de modelagem, usando séries diárias e posterior agregação semanal das vendas, promoveu grande melhoria reduzindo o MAPE. Ressalta-se, ainda, que lojas próprias são comumente abastecidas com periodicidade semanal, portanto, coerente com a estratégia adotada.

A defasagem de erros contribuiu para acurácia dos modelos, principalmente a primeira defasagem (AUTO-1), a qual demonstrou relevância na modelagem de 5 produtos. Este comportamento pode estar associado ao comportamento coletivo dos consumidores, ou seja, as vendas diárias fomentam vendas no dia seguinte como se representassem a propaganda boca a boca de uma boa aquisição individual a amigos e familiares. Há necessidade de estudos complementares e específicos para esclarecer o fenômeno das defasagens de erros nas vendas de *smartphones*.

Há também oportunidade de estudos complementares para se observar o comportamento da elasticidade de preços ao longo do ano, ou seja, identificar se a elasticidade muda em períodos diferentes ao longo do ano.

Apesar da diversidade das variáveis utilizadas, dois aspectos adicionais também podem contribuir consideravelmente para o comportamento das vendas: a positividade em lojas (comunicação visual) e a política de remuneração dos vendedores. Há oportunidade de pesquisa para tentar valorar estes aspectos,

proporcionando-se novas variáveis causais complementares ao estudo desta dissertação.

O ciclo de vida dos *smartphones*, salvo exceções como iPhones, normalmente é de 1 ano, logo recomenda-se estender estudos analisando qual o melhor intervalo de tempo para se captar e calcular a elasticidade com mais precisão, seja reduzindo ou aumentando o número de observações seja escolhendo outro período ao longo do ano, seja mais curto ou mais longo, diferente do escolhido nesta dissertação.

Por conseguinte, a modelagem para se calcular a elasticidade de preços resultante deste estudo, conforme indicado na Tabela 10 e considerações supracitadas, indica utilização de variáveis de preços de concorrentes internos, variável disponibilidade, variável Loja Aberta, variável Fator Diário e variáveis defasadas quando existir sentido comercial. Variáveis externas de preços carecem de melhores fontes diferentes das utilizadas neste estudo. A variável semanal também se mostrou pouquíssimo útil para representar tendência comercial de aquecimento de vendas em diferentes momentos do período estudado.

Os modelos que utilizam modelagem univariada captam fenômenos de sazonalidade, ciclos e tendências que mascaram fenômenos de presença ou ausência de agressividade de preços, disponibilidade, concorrência e canibalização.

A modelagem causal, tal como a regressão dinâmica, tem melhor receptividade por profissionais de Marketing pois os fenômenos de elasticidade de preços, de elasticidade cruzada e outros aspectos mercadológicos são facilmente explicados quando correlacionados com as vendas.

Desta forma, a materialização do conhecimento mercadológico de marketing (competidores, disponibilidade, etc.) em séries temporais associadas às ferramentas matemáticas como a regressão dinâmica proporcionam maior credibilidade, podem alcançar modelagens com bons resultados para cálculo da elasticidade e, desta forma, consegue-se planejar melhor a demanda reduzindo os riscos de ruptura de estoques assim como *overstock* (nível elevado de estoque ou sobrestock), promovendo menor custo de estoques e favorecendo vendas de forma mais competitiva.

Referências bibliográficas

BARLA, P. et al. Traveled distance, stock and fuel efficiency of private vehicles in Canada: price elasticities and rebound effect. **Transportation**, v. 36, n. 4, p. 389-402, 2009.

BARROS, M.; SOUSA, R. C. **Regressão Dinâmica**. Rio de Janeiro: [s.n.].

BIGGARDIKE, R. The Contributions of Marketing to Strategic management. **Academy of Management Review**, v. 6, n. 4, p. 621-632, 1981.

BOTELHO, D. **Estudo das Variações da Elasticidade-Preço Entre Grupos de Domicílios**. I EMA – Encontro de Marketing da ANPAD. **Anais...2004**

BOTELHO, D. Decomposição da elasticidade-preço no varejo com uso de dados escaneados. **Pesquisa Operacional**, v. 25, n. 2, p. 201-217, 2005.

COBB, C. W.; DOUGLAS, P. H. A Theory of Production. **American Economic Association**, v. 18, n. 1, p. 139-165, 1928.

COGAN, S. **Custos e Preços: Formação e análise**. São Paulo: Pioneira, 1999.

COPULSKY, W. Cannibalism in the Marketplace. **Journal of Marketing Research**, v. 40, n. 4, p. 103-105, 1976.

DE KEYSER, A.; SCHEPERS, J.; KONUŞ, U. Multichannel customer segmentation: Does the after-sales channel matter? A replication and extension. **International Journal of Research in Marketing**, v. 32, n. 4, p. 453-456, 2015.

DIAS, E. D. M. **Previsão de médio prazo do consumo de energia elétrica no Brasil: Estimção via metodologia Box & Jenkins e Regressão Dinâmica**. [s.l.] Universidade Federal de Juiz de Fora, 2008.

DIEBOLD, F.X.; MARIANO, R.S. Comparing Predictive Accuracy. **Journal of Business and Economic Statistics**, v. 13, n. July, p. 253-265, 1995.

ENGLE, R.F.; GRANGER, C.W.J. Co-integration and Error Correction: Representation, Estimation, and Testing. **Econometrica**, v. 55, n. 2, p. 251-76, 1987.

EXAME.COM. **Brasileiro está exigente e gasta mais ao comprar smartphones**. Disponível em: <<http://exame.abril.com.br/tecnologia/brasileiro-esta-exigente-e-gasta-mais-ao-comprar-smartphones/>>. Acesso em: 28 jan. 2017.

GEARY, R. C. Some results about relations between stochastic variables: a discussion document. **International Statistical Institute**, v. 31, p. 163-181, 1963.

GFK. **Smartphones comprados no Brasil estão 40% mais caros que em 2015.** Disponível em: <<http://www.gfk.com/pt-br/insights/audio-files/smartphones-comprados-no-brasil-estao-40-mais-caros-que-em-2015/>>. Acesso em: 28 jan. 2017.

GINGRICH, C.D. et al. Household demand for insecticide-treated bednets in Tanzania and policy options for increasing uptake. **Health Policy and Planning**, v. 26, n. 2, p. 133-141, 2011.

GOODRICH, R.L. **Applied Statistical Forecasting.** Belmont, MA: Business Forecast Systems, Inc, 1989.

GUADAGNI, P.M.; LITTLE, J.D.C. A Logit Model of Brand Choice Calibrated on Scanner Data. **Marketing Science**, v. 2, n. 3, p. 203-238, 1983.

GUJARATI, D.N.; PORTER, D.C. **Econometria Básica - 5.Ed.:** 5ª ed. São Paulo: McGraw Hill Brasil, 2011.

HYNDMAN, R.J.; ATHANASOPOULOS, G. Optimally Reconciling Forecasts in a Hierarchy. **Foresight: International Journal of Applied Forecasting**, n. 35, p. 42-48, 2014.

HYNDMAN, R. J.; ATHANA-SOPOU-LOS, G. **9.1 Dynamic regression models | OTexts.** Disponível em: <<https://www.otexts.org/fpp/9/1>>. Acesso em: 1 fev. 2017.

IDGNOW. **Venda de celulares no Brasil cai pelo segundo ano consecutivo, diz IDC - IDG Now!** Disponível em: <<http://idgnow.com.br/mobilidade/2017/03/24/venda-de-celulares-no-brasil-cai-pelo-segundo-ano-consecutivo-diz-idc/>>. Acesso em: 2 maio. 2017.

JEDIDI, K.; MELA, C.F.; GUPTA, S. Managing Advertising and Promotion for Long-Run Profitability. **Marketing Science**, v. 18, n. 1, p. 1-22, 1999.

KHOLOPANE, P. The Effect of the Implementation of Six Sigma in Reducing Obsolete Stock and Controlling Stock Inventory at a Flavor Manufacturing Company : A Case Study. v. II, 2016.

LEHMAN, D.R.;WINNER, R.S. **Product Management.** 2nd. ed. New York: McGraw-Hill, 1997.

LILIEN, G.L.; RANGASWAMY, A. **Marketing engineering: computer-assisted marketing analysis and planning.** [s.l.] Addison-Wesley, 1988.

MAKRIDAKIS, S.; WHEELWRIGHT, S.C.; HYNDMAN, R.J. **Forecasting Methods and Applications.** 3. ed. [s.l.] Wiley India Pvt. Limited, 2008.

MARSHALL, A. **Principles of Economics: An Introductory Volume.** 8. ed. [s.l.] Macmillan, 1920.

MARTINEZ, E.; MEJIA, R.; PÉREZ-STABLE, E.J. An empirical analysis of cigarette demand in Argentina. **Tobacco control**, v. 24, n. 1, p. 89-93, 2015.

MASON, C.H.; MILNE, G.R. An approach for identifying cannibalization within product line extensions and multi-brand strategies. **Journal of Business Research**, v. 31, n. 2-3, p. 163-170, 1994.

NIJS, V.R. et al. The Category-Demand Effects of Price Promotions. **Marketing Science**, v. 20, n. 1, p. 1-22, 2001.

PARENTE, J. **Varejo no Brasil: Gestão e Estratégia**. São Paulo: [s.n.].

PINDYCK, R.S.; RUBINFELD, D.L. **Microeconomia**. [s.l.] Pearson Brasil, 2006.

PRINCE, J.T. Repeat purchase amid rapid quality improvement: Structural estimation of demand for personal computers. **Journal of Economics and Management Strategy**, v. 17, n. 1, p. 1-33, 2008.

RUTERI, J.M.; XU, Q.I. The Impact of Revenue Sharing and Rebate Contract on Short Life Cycle: A Case of Slow Moving Food Products. **Source of the Document 2009 IEEE/INFORMS International Conference on Service Operations, Logistics and Informatics, SOLI 2009 5203968**, p. 412-416, 2009.

SENTENAC-CHEMIN, E. Is the price effect on fuel consumption symmetric? Some evidence from an empirical study. **Energy Policy**, v. 41, p. 59-65, 2012.

SHUGAN, S.M. Editorial: Marketing Science, Models, Monopoly Models, and Why We Need Them. **Marketing Science**, v. 21, n. 3, p. 223-228, 2002.

SILVER, E.A. Operations Research in Inventory Management A Review and Critique.pdf. **Operations Research**, v. 29, n. 4, p. 628-645, 1981.

STELLWAGEN, E.; GOODRICH, R. **Forecast Pro Statistical Reference Manual**. Belmont, MA: Business Forecast Systems, 2011.

TELE SÍNTESE. **Vendas de Smartpohes diminuem em 2015**. Disponível em: <<http://www.telesintese.com.br/vendas-de-smartphones-diminuem-em-2015/>>. Acesso em: 28 jan. 2017.

TELECO. **Vendas de Smartphones no 2T16**. Disponível em: <<http://www.teleco.com.br/smartphone.asp>>. Acesso em: 28 jan. 2017.

TELLIS, G.J. Advertising Exposure, Loyalty, and Brand Purchase: A Two-Stage Model of Choice. **Journal of Marketing Research**, v. 25, n. 2, p. 134, 1988.

WINKLHOFER, H.; DIAMANTOPOULOS, A; WITT, S. Forecasting practice: A review of the empirical literature and an agenda for future research. **International Journal of Forecasting**, v. 12, n. 2, p. 193-221, 1996.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introdução à econometria: uma abordagem moderna**. [s.l.] Pioneira Thomson Learning, 2006.

WOOLDRIDGE, J. M. **Econometric Analysis of Cross Section and Panel Data**. 2^a ed. [s.l.] MIT Press, 2010.

ZANINI, A. **Redes Neurais e regressão dinâmica: um modelo híbrido para previsão de curto prazo da demanda de gasolina automotiva no Brasil.** [s.l.] Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2000.

Apêndice 1

Esta seção contém os dados de todas as séries temporais e resultados numéricos e gráficos obtidos através do software FPW e do MS-Excel.

A organização deste apêndice está subdividida conforme a seguir:

- i. Samsung Galaxy S7 (SS7)
- ii. Motorola Moto Z Play (MTZ)
- iii. Samsung Galaxy A5 (SSA5)
- iv. Motorola Moto G Plus (MTGP)
- v. Motorola Moto G DTV (MTGD)
- vi. Samsung Galaxy J5 (SSJ5)
- vii. LG K10 (K10)
- viii. LG K4 (K4)
- ix. Variável Fator Diário
- x. Variável Fator Semanal
- xi. Variável Loja Aberta
- xii. Variável Disponibilidade
- xiii. Transformação Logarítmica
- xiv. Correlação sites Buscape e Jacotei

Os produtos concorrentes internos e externos bem como as séries temporais de todas variáveis utilizadas nas modelagens estão com os dados detalhados na subseção de cada produto supracitado.

O período da série temporal é 01/10/16 a 31/01/17.

É importantíssimo ressaltar que uma vez que utilizou-se a funcionalidade de logaritmo natural do FPW em todas as variáveis (\backslash POW=LOG), a seguintes transformações necessitaram ser implementadas:

- Valor zerado para valor unitário: Não há vendas no dia de Natal e no Ano Novo. Entretanto, o valor zero é muito prejudicial para a funcionalidade logarítmica do FPW. Desta forma, optou-se por designar valor 1 (um) em cada um destes dois dias. Esta alteração de

valor não prejudica os cálculos estatísticos pois este valor unitário é muito inferior à média de vendas de toda série temporal, portanto não descaracterizando a mesma.

- Valores zerados para valores muito altos: o lançamento do iPhone 7 correu no meio do período de avaliação, em 11/11/16. Desta forma, utilizou-se o preço de 100000 para caracterizar ausência de vendas entre 01/10/16 e a data do lançamento, pois matematicamente o logaritmo não trabalha bem com valor zero. A interpretação comercial desta transformação significa que o produto nunca será vendido por um valor tão alto.
- Valores zerados para valores muito altos: o lançamento do iPhone 6S 32G correu no meio do período de avaliação, em 21/12/16. Desta forma, utilizou-se o preço de 100000 para caracterizar ausência de vendas entre 01/10/16 e a data do lançamento, pois matematicamente o logaritmo não trabalha bem com valor zero. A interpretação comercial desta transformação significa que o produto nunca será vendido por um valor tão alto.
- Grande degrau de valor para variável Dummy: A variável Dummy Loja Aberta foi dimensionada com um valor muito alto (10000) para toda a série e, coerentemente, um valor muito baixo (1) para os dias de loja fechada (Natal e ano Novo).

i. Samsung Galaxy S7 (SS7)

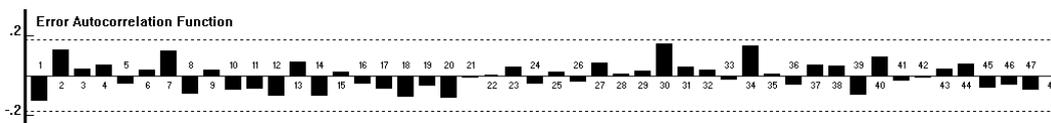
O produto Samsung Galaxy S7, caracterizado na categoria de preços Premium conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

Forecast Model for VendaSS7 with log transform				
Regression(4 regressors, 1 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECOSS7)	-2.855142	0.831383	-3.434207	0.999177
Log(PRECOBUS...)	3.133989	0.827895	3.785491	0.999756
Log(LJABERTA)	0.321407	0.026790	11.997096	1.000000
Log(FATORD)	0.833510	0.138302	6.026745	1.000000
_AUTO[- 1]	0.539751	0.079222	6.813109	1.000000
Within-Sample Statistics				
Sample size	122	Number of parameters	5	
Mean	3.496	Standard deviation	0.7251	
R-square	0.7436	Adjusted R-square	0.7348	
Durbin-Watson	2.185	Ljung-Box(18)=18.49	P=0.576	
Forecast error	0.3734	BIC	13.31	
MAPE	0.2923	RMSE	17.53	
MAD	10.11			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
Term	Chi Square	Percentile
VENDASS7[- 1]	Chi Square(1)=3.76	Percentile=0.9475
VENDASS7[- 2]	3.56	0.9407
VENDASS7[- 3]	1.67	0.8034
VENDASS7[- 4]	3.05	0.9191
VENDASS7[- 5]	2.68	0.8985
VENDASS7[- 6]	6.98	0.9917 **
VENDASS7[- 7]	0.89	0.6553
VENDASS7[-14]	2.49	0.8853
_AUTO[- 2]	Chi Square(1)=5.67	Percentile=0.9828 *
_AUTO[- 3]	1.86	0.8270
_AUTO[- 4]	2.20	0.8619
_AUTO[- 5]	2.80	0.9057
_AUTO[- 6]	3.17	0.9248
_AUTO[- 7]	3.46	0.9372
_AUTO[-14]	3.80	0.9489
Common factor test	Chi Square(4)=9.53	Percentile=0.9980 **
Try adding VendaSS7[-6] to model.		

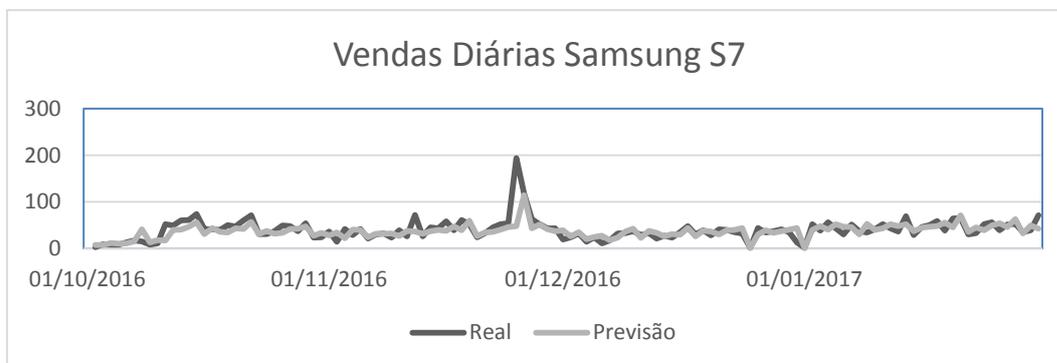
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

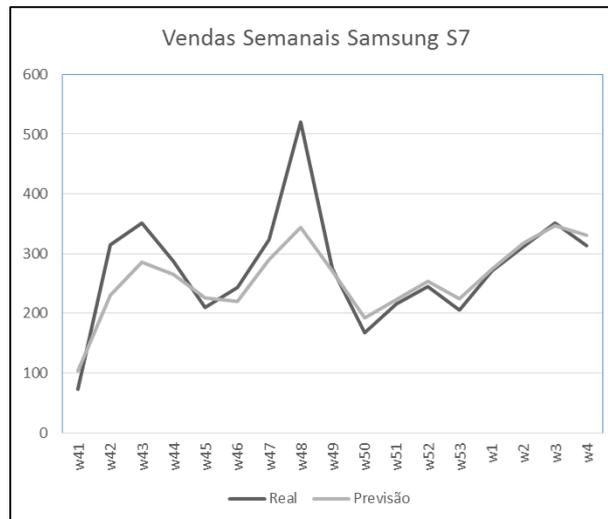
MAPE (Diário)= 29,23%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	19	38,703	103,7%
02/10/2016	3	7,602	153,4%	02/12/2016	24	25,648	6,9%
03/10/2016	9	7,626	15,3%	03/12/2016	32	34,72	8,5%
04/10/2016	8	11,326	41,6%	04/12/2016	14	20,082	43,4%
05/10/2016	8	10,491	31,1%	05/12/2016	24	24,695	2,9%
06/10/2016	13	11,074	14,8%	06/12/2016	11	27,115	146,5%
07/10/2016	17	14,821	12,8%	07/12/2016	17	17,566	3,3%
08/10/2016	15	40,72	171,5%	08/12/2016	32	23,454	26,7%
09/10/2016	8	12,993	62,4%	09/12/2016	33	36,463	10,5%
10/10/2016	11	17,781	61,6%	10/12/2016	37	42,591	15,1%
11/10/2016	52	17,333	66,7%	11/12/2016	29	22,435	22,6%
12/10/2016	49	39,567	19,3%	12/12/2016	33	37,792	14,5%
13/10/2016	60	40,447	32,6%	13/12/2016	21	33,262	58,4%
14/10/2016	61	46,466	23,8%	14/12/2016	27	25,724	4,7%
15/10/2016	74	55,947	24,4%	15/12/2016	23	31,099	35,2%
16/10/2016	42	30,75	26,8%	16/12/2016	35	29,371	16,1%
17/10/2016	41	43,517	6,1%	17/12/2016	48	43,965	8,4%
18/10/2016	40	35,259	11,9%	18/12/2016	30	25,818	13,9%
19/10/2016	50	34,343	31,3%	19/12/2016	39	38,49	1,3%
20/10/2016	47	43,306	7,9%	20/12/2016	28	36,4	30,0%
21/10/2016	60	41,818	30,3%	21/12/2016	41	30,045	26,7%
22/10/2016	71	56,934	19,8%	22/12/2016	40	38,964	2,6%
23/10/2016	31	30,875	0,4%	23/12/2016	35	39,595	13,1%
24/10/2016	31	37,927	22,3%	24/12/2016	32	43,965	37,4%
25/10/2016	37	31,132	15,9%	25/12/2016	1	1,075	7,5%
26/10/2016	49	33,809	31,0%	26/12/2016	44	30,338	31,1%
27/10/2016	48	41,53	13,5%	27/12/2016	34	38,849	14,3%
28/10/2016	37	42,296	14,3%	28/12/2016	37	33,365	9,8%
29/10/2016	54	47,12	12,7%	29/12/2016	41	36,864	10,1%
30/10/2016	23	27,529	19,7%	30/12/2016	35	40,126	14,6%
31/10/2016	24	33,367	39,0%	31/12/2016	13	43,965	238,2%
01/11/2016	36	28,025	22,2%	01/01/2017	1	0,661	33,9%

02/11/2016	14	34,43	145,9%	02/01/2017	52	39,836	23,4%
03/11/2016	42	21,829	48,0%	03/01/2017	38	48,193	26,8%
04/11/2016	29	40,675	40,3%	04/01/2017	56	40,161	28,3%
05/11/2016	42	39,745	5,4%	05/01/2017	43	52,263	21,5%
06/11/2016	21	24,037	14,5%	06/01/2017	30	46,67	55,6%
07/11/2016	30	31,768	5,9%	07/01/2017	51	45,858	10,1%
08/11/2016	32	31,613	1,2%	08/01/2017	37	30,24	18,3%
09/11/2016	23	32,31	40,5%	09/01/2017	34	52,345	54,0%
10/11/2016	39	26,562	31,9%	10/01/2017	41	39,552	3,5%
11/11/2016	26	37,811	45,4%	11/01/2017	52	43,191	16,9%
12/11/2016	72	36,253	49,6%	12/01/2017	43	51,832	20,5%
13/11/2016	26	31,109	19,7%	13/01/2017	36	48,174	33,8%
14/11/2016	45	37,015	17,7%	14/01/2017	69	52,231	24,3%
15/11/2016	43	39,326	8,5%	15/01/2017	29	36,747	26,7%
16/11/2016	58	37,876	34,7%	16/01/2017	46	44,22	3,9%
17/11/2016	39	46,99	20,5%	17/01/2017	50	46,561	6,9%
18/11/2016	61	39,06	36,0%	18/01/2017	59	48,074	18,5%
19/11/2016	52	59,341	14,1%	19/01/2017	38	55,488	46,0%
20/11/2016	24	26,96	12,3%	20/01/2017	64	45,065	29,6%
21/11/2016	33	34,124	3,4%	21/01/2017	65	71,253	9,6%
22/11/2016	45	35,586	20,9%	22/01/2017	30	35,581	18,6%
23/11/2016	52	40,041	23,0%	23/01/2017	33	45,036	36,5%
24/11/2016	54	45,697	15,4%	24/01/2017	52	38,919	25,2%
25/11/2016	194	48,029	75,2%	25/01/2017	56	49,103	12,3%
26/11/2016	118	114,3	3,1%	26/01/2017	39	53,947	38,3%
27/11/2016	63	43,28	31,3%	27/01/2017	51	45,701	10,4%
28/11/2016	52	51,62	0,7%	28/01/2017	53	63,034	18,9%
29/11/2016	43	41,158	4,3%	29/01/2017	35	31,87	8,9%
30/11/2016	43	36,665	14,7%	30/01/2017	39	48,944	25,5%
				31/01/2017	71	42,592	40,0%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal) = 11,6%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	73	103,66	42,0%
42	315	230,534	26,8%
43	351	285,927	18,5%
44	287	264,689	7,8%
45	210	225,6	7,4%
46	243	220,354	9,3%
47	324	290,717	10,3%
48	520	344,739	33,7%
49	276	271,794	1,5%
50	168	191,966	14,3%
51	216	223,648	3,5%
52	245	253,277	3,4%
53	205	224,582	9,6%
1	271	273,642	1,0%
2	312	317,565	1,8%
3	351	347,408	1,0%
4	314	331,321	5,5%



ii. Motorola Moto Z Play (MTZ)

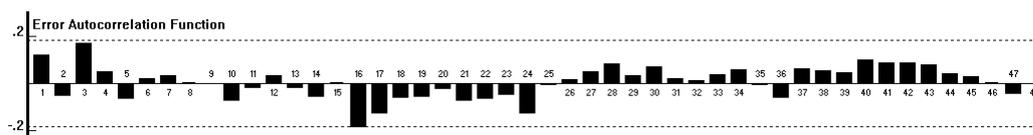
O produto Motorola Moto Z Play, caracterizado na categoria de preços Premium conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

Forecast Model for VendaMTZ with log transform				
Regression(6 regressors, 0 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECOMTZ)	-3.836764	0.976654	-3.928479	0.999854
Log(PRECOBUS...)	4.002514	0.965763	4.144405	0.999935
Log(LJABERTA)	0.349411	0.032567	10.728941	1.000000
Log(FATORD)	0.834010	0.195694	4.261807	0.999959
Log(DISPONIB)	0.711848	0.152384	4.671413	0.999992
Log(VENDAMTZ...)	0.133105	0.058408	2.278883	0.975497
Within-Sample Statistics				
Sample size	122	Number of parameters	6	
Mean	3.491	Standard deviation	0.6593	
R-square	0.6453	Adjusted R-square	0.63	
Durbin-Watson	1.707	Ljung-Box(18)=	21.55	P=0.7476
Forecast error	0.401	BIC	14.45	
MAPE	0.3179	RMSE	16.92	
MAD	10.37			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
	Chi Square(1)	Percentile
VENDAMTZ[- 2]	0.00	0.0217
VENDAMTZ[- 3]	3.01	0.9171
VENDAMTZ[- 4]	0.04	0.1605
VENDAMTZ[- 5]	0.12	0.2755
VENDAMTZ[- 6]	2.61	0.8940
VENDAMTZ[- 7]	1.30	0.7461
VENDAMTZ[-14]	3.41	0.9350
Chi Square(1)=3.22 Percentile=0.9275		
_AUTO[- 1]	0.42	0.4809
_AUTO[- 2]	3.66	0.9443
_AUTO[- 3]	0.44	0.4945
_AUTO[- 4]	0.82	0.6334
_AUTO[- 5]	0.91	0.6591
_AUTO[- 6]	0.73	0.6080
_AUTO[-14]	2.80	0.9056
Dynamics tests successful.		
Try adding VendaSS7[-6] to model.		

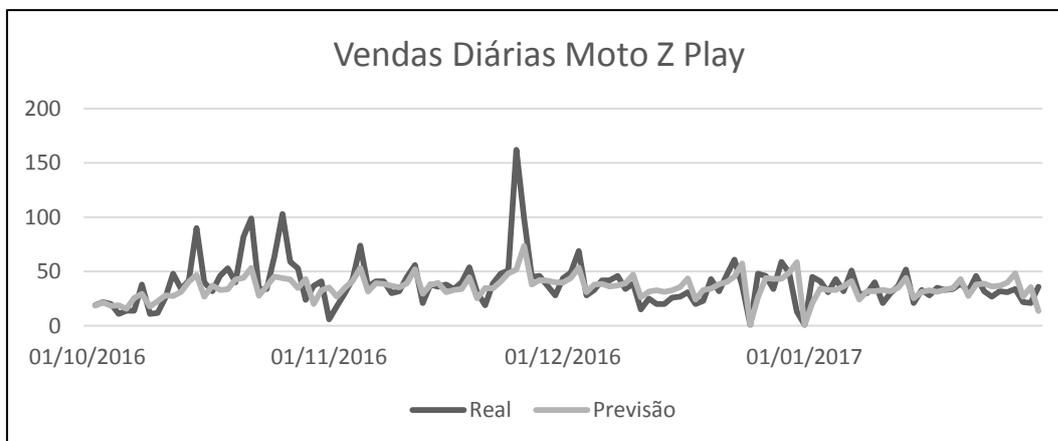
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

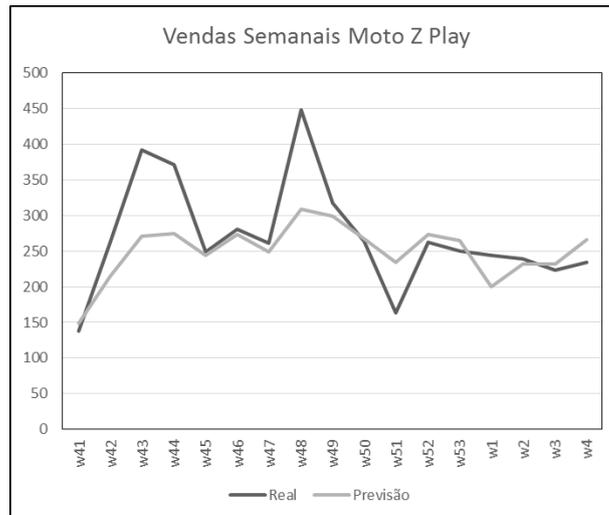
MAPE (Diário)= 31,79%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	44	39,895	9,3%
02/10/2016	19	18,765	1,2%	02/12/2016	49	43,831	10,5%
03/10/2016	22	21,432	2,6%	03/12/2016	69	53,573	22,4%
04/10/2016	20	18,476	7,6%	04/12/2016	28	30,855	10,2%
05/10/2016	11	18,945	72,2%	05/12/2016	33	38,017	15,2%
06/10/2016	14	15,715	12,3%	06/12/2016	42	38,728	7,8%
07/10/2016	14	25,797	84,3%	07/12/2016	42	36,246	13,7%
08/10/2016	38	29,589	22,1%	08/12/2016	46	37,075	19,4%
09/10/2016	11	17,677	60,7%	09/12/2016	34	39,144	15,1%
10/10/2016	12	22,897	90,8%	10/12/2016	39	47,035	20,6%
11/10/2016	26	27,934	7,4%	11/12/2016	15	26,345	75,6%
12/10/2016	48	27,529	42,6%	12/12/2016	25	31,519	26,1%
13/10/2016	34	31,15	8,4%	13/12/2016	20	32,784	63,9%
14/10/2016	42	40,812	2,8%	14/12/2016	20	31,291	56,5%
15/10/2016	90	46,787	48,0%	15/12/2016	26	32,814	26,2%
16/10/2016	40	26,967	32,6%	16/12/2016	27	35,797	32,6%
17/10/2016	32	37,103	15,9%	17/12/2016	31	43,673	40,9%
18/10/2016	46	33,034	28,2%	18/12/2016	20	24,319	21,6%
19/10/2016	53	33,489	36,8%	19/12/2016	23	33,109	44,0%
20/10/2016	40	42,735	6,8%	20/12/2016	43	34,219	20,4%
21/10/2016	82	44,184	46,1%	21/12/2016	32	38,42	20,1%
22/10/2016	99	53,472	46,0%	22/12/2016	47	40,357	14,1%
23/10/2016	34	27,652	18,7%	23/12/2016	61	45,349	25,7%
24/10/2016	34	36,706	8,0%	24/12/2016	37	57,377	55,1%
25/10/2016	64	45,335	29,2%	25/12/2016	1	1,188	18,8%
26/10/2016	103	43,995	57,3%	26/12/2016	48	26,414	45,0%
27/10/2016	59	42,626	27,8%	27/12/2016	46	44,007	4,3%
28/10/2016	53	34,703	34,5%	28/12/2016	34	43,322	27,4%
29/10/2016	24	43,16	79,8%	29/12/2016	59	43,219	26,7%
30/10/2016	37	20,012	45,9%	30/12/2016	49	48,876	0,3%
31/10/2016	41	32,603	20,5%	31/12/2016	13	58,531	350,2%
01/11/2016	6	35,369	489,5%	01/01/2017	1	0,845	15,5%

02/11/2016	18	26,777	48,8%	02/01/2017	45	20,95	53,4%
03/11/2016	30	35,239	17,5%	03/01/2017	41	34,464	15,9%
04/11/2016	43	41,338	3,9%	04/01/2017	31	32,997	6,4%
05/11/2016	74	53,233	28,1%	05/01/2017	43	33,011	23,2%
06/11/2016	36	31,638	12,1%	06/01/2017	32	36,165	13,0%
07/11/2016	41	39,35	4,0%	07/01/2017	51	41,359	18,9%
08/11/2016	41	38,561	5,9%	08/01/2017	29	24,107	16,9%
09/11/2016	30	36,933	23,1%	09/01/2017	30	31,938	6,5%
10/11/2016	32	35,354	10,5%	10/01/2017	40	31,95	20,1%
11/11/2016	45	39,125	13,1%	11/01/2017	21	33,032	57,3%
12/11/2016	56	52,227	6,7%	12/01/2017	30	31,889	6,3%
13/11/2016	21	29,45	40,2%	13/01/2017	37	35,076	5,2%
14/11/2016	38	37,774	0,6%	14/01/2017	52	44,085	15,2%
15/11/2016	36	39,45	9,6%	15/01/2017	21	25,394	20,9%
16/11/2016	38	30,97	18,5%	16/01/2017	33	31,418	4,8%
17/11/2016	34	33,028	2,9%	17/01/2017	28	32,644	16,6%
18/11/2016	40	34,024	14,9%	18/01/2017	35	31,228	10,8%
19/11/2016	54	44,917	16,8%	19/01/2017	33	33,402	1,2%
20/11/2016	31	25,298	18,4%	20/01/2017	34	34,913	2,7%
21/11/2016	19	34,683	82,5%	21/01/2017	39	43,026	10,3%
22/11/2016	39	34,59	11,3%	22/01/2017	32	27,536	14,0%
23/11/2016	48	40,631	15,4%	23/01/2017	46	37,936	17,5%
24/11/2016	51	48,398	5,1%	24/01/2017	32	38,951	21,7%
25/11/2016	162	51,854	68,0%	25/01/2017	27	36,29	34,4%
26/11/2016	99	73,583	25,7%	26/01/2017	32	36,837	15,1%
27/11/2016	45	37,933	15,7%	27/01/2017	31	39,868	28,6%
28/11/2016	46	42,221	8,2%	28/01/2017	34	48,303	42,1%
29/11/2016	37	41,61	12,5%	29/01/2017	22	26,917	22,4%
30/11/2016	28	40,056	43,1%	30/01/2017	21	35,775	70,4%
				31/01/2017	36	13,718	61,9%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal) = 13,0%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	138	148,719	7,8%
42	263	214,786	18,3%
43	392	270,984	30,9%
44	371	274,177	26,1%
45	249	244,571	1,8%
46	281	273,188	2,8%
47	261	249,613	4,4%
48	449	309,037	31,2%
49	318	299,119	5,9%
50	264	267,1	1,2%
51	164	234,223	42,8%
52	263	273,15	3,9%
53	250	265,557	6,2%
1	244	199,791	18,1%
2	239	232,077	2,9%
3	223	232,025	4,0%
4	234	265,721	13,6%



iii. Samsung Galaxy A5 (SSA5)

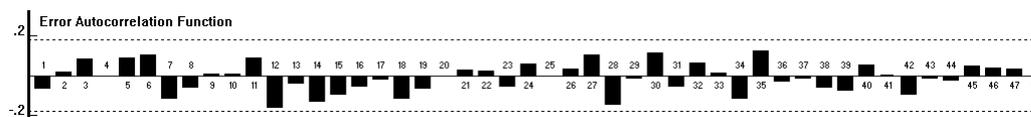
O produto Samsung Galaxy A5, caracterizado na categoria de preços High+ conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

Forecast Model for VendaSSA5 with log transform Regression(5 regressors, 1 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECOSSA5)	-5.865096	2.379364	-2.464985	0.984833
Log(PRECOJACA5)	6.349202	2.430848	2.611929	0.989806
Log(LJABERTA)	0.222704	0.048861	4.557941	0.999987
Log(FATORD)	0.879522	0.250275	3.514224	0.999370
Log(DISPONIB)	1.204633	0.439262	2.742400	0.992933
_AUTO[- 1]	0.769476	0.059458	12.941491	1.000000
Within-Sample Statistics				
Sample size	122	Number of parameters	6	
Mean	2.233	Standard deviation	1.461	
R-square	0.7381	Adjusted R-square	0.7268	
Durbin-Watson	2.111	Ljung-Box(18)=	19.78	P=0.6547
Forecast error	0.7636	BIC	7.818	
MAPE	0.653	RMSE	21.37	
MAD	8.774			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
VENDASSA5[- 1]	Chi Square(1)=1.49	Percentile=0.7784
VENDASSA5[- 2]	0.19	0.3368
VENDASSA5[- 3]	2.50	0.8863
VENDASSA5[- 4]	0.52	0.5296
VENDASSA5[- 5]	1.39	0.7621
VENDASSA5[- 6]	3.59	0.9419
VENDASSA5[- 7]	1.98	0.8410
VENDASSA5[-14]	2.06	0.8487
_AUTO[- 2]	Chi Square(1)=0.99	Percentile=0.6794
_AUTO[- 3]	0.74	0.6094
_AUTO[- 4]	0.03	0.1365
_AUTO[- 5]	0.07	0.2124
_AUTO[- 6]	0.34	0.4404
_AUTO[- 7]	2.75	0.9026
_AUTO[-14]	5.45	0.9805 *
Common factor test	Chi Square(5)=23.23	Percentile=1.0000
**		
Dynamics tests successful.		

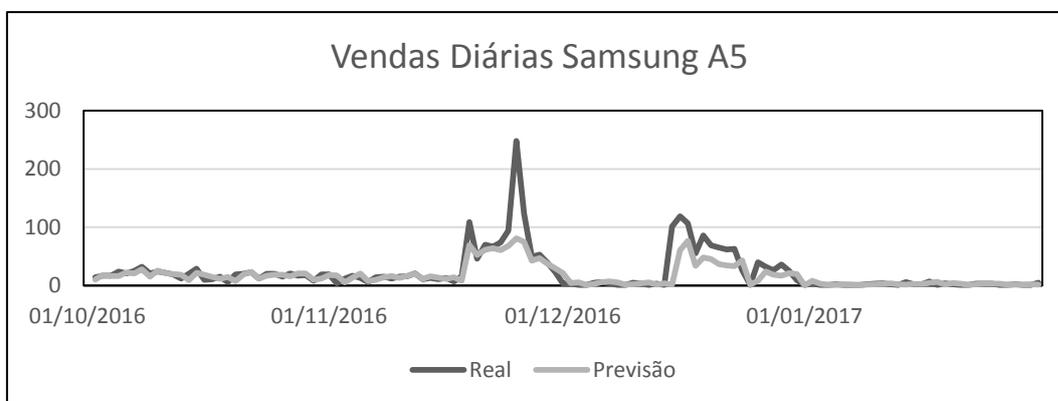
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

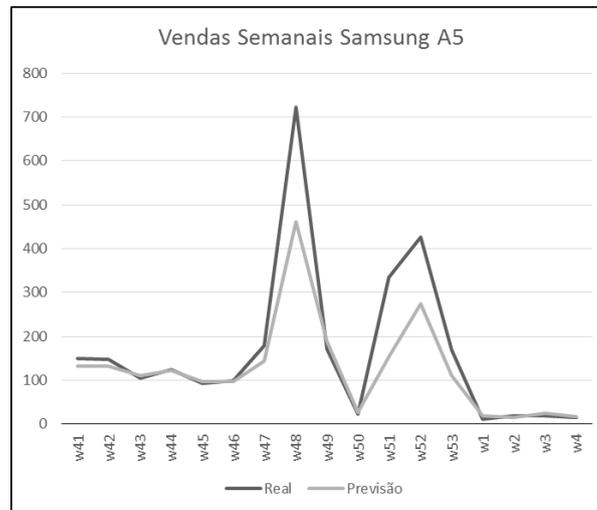
MAPE (Diário) = 65,30%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	3	21,494	616,5%
02/10/2016	14	10,479	25,2%	02/12/2016	3	4,543	51,4%
03/10/2016	17	17,905	5,3%	03/12/2016	1	5,352	435,2%
04/10/2016	17	16,398	3,5%	04/12/2016	1	1,05	5,0%
05/10/2016	24	16,243	32,3%	05/12/2016	5	2,438	51,2%
06/10/2016	21	22,389	6,6%	06/12/2016	6	6,189	3,2%
07/10/2016	25	20,739	17,0%	07/12/2016	4	7,037	75,9%
08/10/2016	32	28,025	12,4%	08/12/2016	1	5,526	452,6%
09/10/2016	21	15,444	26,5%	09/12/2016	1	1,784	78,4%
10/10/2016	24	25,679	7,0%	10/12/2016	5	2,243	55,1%
11/10/2016	22	21,313	3,1%	11/12/2016	3	3,535	17,8%
12/10/2016	19	19,744	3,9%	12/12/2016	1	5,302	430,2%
13/10/2016	12	18,776	56,5%	13/12/2016	3	1,715	42,8%
14/10/2016	20	9,508	52,5%	14/12/2016	1	4,019	301,9%
15/10/2016	29	21,903	24,5%	15/12/2016	101	1,78	98,2%
16/10/2016	10	18,708	87,1%	16/12/2016	119	60,785	48,9%
17/10/2016	11	14,509	31,9%	17/12/2016	107	76,695	28,3%
18/10/2016	15	11,611	22,6%	18/12/2016	55	33,781	38,6%
19/10/2016	6	14,681	144,7%	19/12/2016	86	48,319	43,8%
20/10/2016	19	7,721	59,4%	20/12/2016	69	45,454	34,1%
21/10/2016	20	19,14	4,3%	21/12/2016	65	36,653	43,6%
22/10/2016	23	23,693	3,0%	22/12/2016	62	34,497	44,4%
23/10/2016	12	11,959	0,3%	23/12/2016	63	33,131	47,4%
24/10/2016	20	16,667	16,7%	24/12/2016	26	43,129	65,9%
25/10/2016	20	18,493	7,5%	25/12/2016	1	1,314	31,4%
26/10/2016	15	18,318	22,1%	26/12/2016	40	8,295	79,3%
27/10/2016	21	15,628	25,6%	27/12/2016	32	23,89	25,3%
28/10/2016	17	20,672	21,6%	28/12/2016	26	18,527	28,7%
29/10/2016	18	20,76	15,3%	29/12/2016	36	16,893	53,1%
30/10/2016	8	9,817	22,7%	30/12/2016	25	21,436	14,3%
31/10/2016	19	12,204	35,8%	31/12/2016	9	19,688	118,8%
01/11/2016	19	17,797	6,3%	01/01/2017	1	0,497	50,3%

02/11/2016	4	17,581	339,5%	02/01/2017	3	8,426	180,9%
03/11/2016	12	5,603	53,3%	03/01/2017	1	3,032	203,2%
04/11/2016	17	13,587	20,1%	04/01/2017	1	0,981	1,9%
05/11/2016	13	20,907	60,8%	05/01/2017	2	1,289	35,6%
06/11/2016	6	7,709	28,5%	06/01/2017	1	2,244	124,4%
07/11/2016	14	9,777	30,2%	07/01/2017	1	1,616	61,6%
08/11/2016	15	14,054	6,3%	08/01/2017	1	0,715	28,5%
09/11/2016	12	16,203	35,0%	09/01/2017	2	1,644	17,8%
10/11/2016	15	13,274	11,5%	10/01/2017	3	2,034	32,2%
11/11/2016	16	16,154	1,0%	11/01/2017	4	2,731	31,7%
12/11/2016	21	20,167	4,0%	12/01/2017	2	3,718	85,9%
13/11/2016	11	11,332	3,0%	13/01/2017	1	2,119	111,9%
14/11/2016	13	15,841	21,9%	14/01/2017	6	1,459	75,7%
15/11/2016	11	13,491	22,6%	15/01/2017	2	2,636	31,8%
16/11/2016	13	11,496	11,6%	16/01/2017	2	2,676	33,8%
17/11/2016	7	14,259	103,7%	17/01/2017	7	4,434	36,7%
18/11/2016	15	7,974	46,8%	18/01/2017	1	6,25	525,0%
19/11/2016	109	69,381	36,3%	19/01/2017	4	1,489	62,8%
20/11/2016	46	52,374	13,9%	20/01/2017	2	4,417	120,9%
21/11/2016	70	61,423	12,3%	21/01/2017	1	3,083	208,3%
22/11/2016	67	63,799	4,8%	22/01/2017	1	0,82	18,0%
23/11/2016	74	60,52	18,2%	23/01/2017	3	1,885	37,2%
24/11/2016	94	67,65	28,0%	24/01/2017	3	3,288	9,6%
25/11/2016	248	80,81	67,4%	25/01/2017	3	3,257	8,6%
26/11/2016	123	74,952	39,1%	26/01/2017	1	3,332	233,2%
27/11/2016	49	42,921	12,4%	27/01/2017	1	1,506	50,6%
28/11/2016	53	46,938	11,4%	28/01/2017	2	1,792	10,4%
29/11/2016	39	37,132	4,8%	29/01/2017	1	1,385	38,5%
30/11/2016	23	29,556	28,5%	30/01/2017	1	1,868	86,8%
				31/01/2017	5	1,399	72,0%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal) = 22,9%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	150	132,178	11,9%
42	147	132,367	10,0%
43	104	110,063	5,8%
44	123	122,497	0,4%
45	92	97,496	6,0%
46	99	97,338	1,7%
47	179	143,774	19,7%
48	722	461,528	36,1%
49	171	187,936	9,9%
50	23	26,267	14,2%
51	335	153,831	54,1%
52	426	274,964	35,5%
53	169	110,043	34,9%
1	10	18,085	80,9%
2	19	14,42	24,1%
3	19	24,985	31,5%
4	14	15,88	13,4%



iv. Motorola Moto G Plus (MTGP)

O produto Motorola Moto G Plus, caracterizado na categoria de preços High+ conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

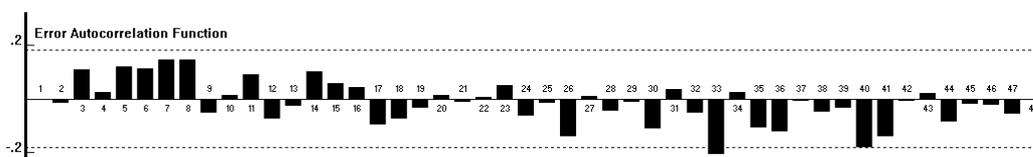
Forecast Model for VendaMTGP with log transform Regression(6 regressors, 1 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECOMTGP)	-7.822818	1.081218	-7.235193	1.000000
Log(PRECOSSA5)	2.526988	0.359984	7.019718	1.000000
Log(PRECOSS6)	1.311129	0.414792	3.160934	0.997989
Log(PRECOIPH...)	4.191877	0.669543	6.260807	1.000000
Log(LJABERTA)	0.422697	0.019600	21.566132	1.000000
Log(FATORD)	0.838151	0.100263	8.359561	1.000000
_AUTO[- 1]	0.322481	0.097545	3.305982	0.998737
Within-Sample Statistics				
Sample size	122	Number of parameters	7	
Mean	4.051	Standard deviation	0.6716	
R-square	0.8773	Adjusted R-square	0.871	
Durbin-Watson	2.003	Ljung-Box(18)=	18.61	P=0.5836
Forecast error	0.2413	BIC	15.44	
MAPE	0.1931	RMSE	16.51	
MAD	12.05			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
	Chi Square(1)=	Percentile=
VENDAMTGP[- 1]	5.03	0.9751 *
VENDAMTGP[- 2]	0.08	0.2188
VENDAMTGP[- 3]	1.38	0.7600
VENDAMTGP[- 4]	0.21	0.3549
VENDAMTGP[- 5]	0.45	0.4955
VENDAMTGP[- 6]	17.97	1.0000 **
VENDAMTGP[- 7]	1.09	0.7044
VENDAMTGP[-14]	8.26	0.9959 **

_AUTO[- 2]	Chi Square(1)=0.13	Percentile=0.2841
_AUTO[- 3]	2.14	0.8561
_AUTO[- 4]	0.93	0.6640
_AUTO[- 5]	3.68	0.9451
_AUTO[- 6]	4.30	0.9619 *
_AUTO[- 7]	5.84	0.9843 *
_AUTO[-14]	9.02	0.9973 **
Common factor test	Chi Square(6)=21.08	Percentile=1.0000 **
Try adding VendaMTGP[-6] to model.		

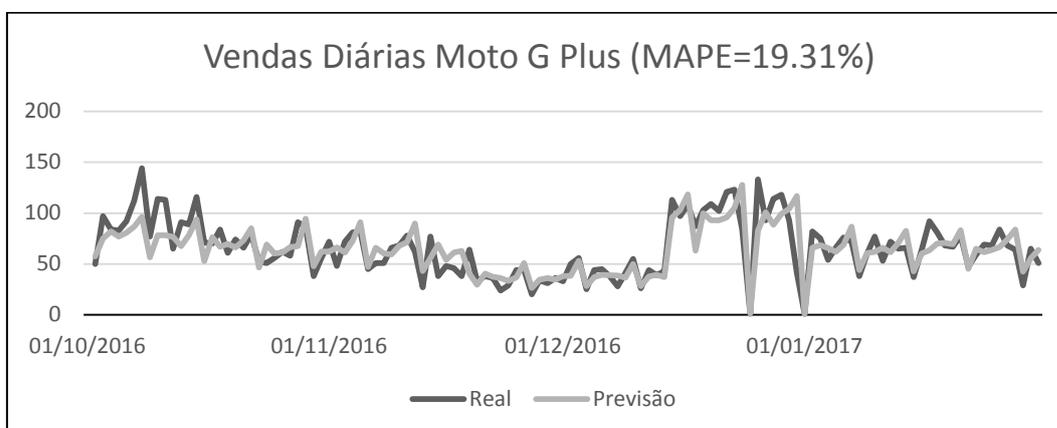
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

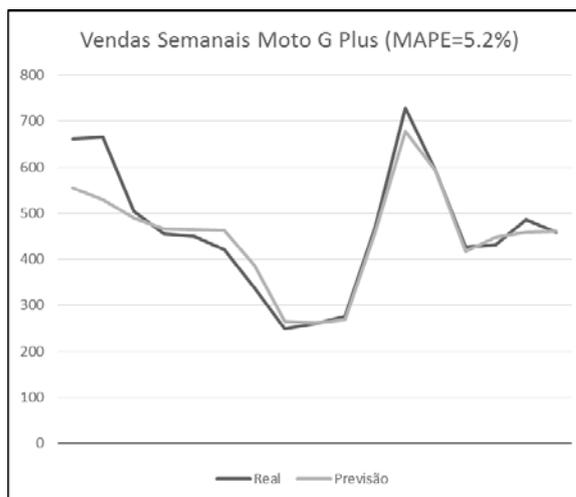
MAPE (Diário) = 19,31%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	33	38,05	15,3%
02/10/2016	50	57,532	15,1%	02/12/2016	50	38,458	23,1%
03/10/2016	97	75,151	22,5%	03/12/2016	56	53,127	5,1%
04/10/2016	84	82,065	2,3%	04/12/2016	25	28,426	13,7%
05/10/2016	83	77,03	7,2%	05/12/2016	44	37,131	15,6%
06/10/2016	92	80,625	12,4%	06/12/2016	45	39,294	12,7%
07/10/2016	112	86,637	22,6%	07/12/2016	38	38,915	2,4%
08/10/2016	144	96,38	33,1%	08/12/2016	28	38,719	38,3%
09/10/2016	77	56,513	26,6%	09/12/2016	41	36,474	11,0%
10/10/2016	114	78,244	31,4%	10/12/2016	55	49,834	9,4%
11/10/2016	113	78,31	30,7%	11/12/2016	26	28,261	8,7%
12/10/2016	65	76,778	18,1%	12/12/2016	44	37,604	14,5%
13/10/2016	91	67,496	25,8%	13/12/2016	39	39,294	0,8%
14/10/2016	89	78,202	12,1%	14/12/2016	43	37,16	13,6%
15/10/2016	116	93,808	19,1%	15/12/2016	113	95,81	15,2%
16/10/2016	71	52,707	25,8%	16/12/2016	97	102,858	6,0%
17/10/2016	70	76,223	8,9%	17/12/2016	108	118,301	9,5%
18/10/2016	84	66,914	20,3%	18/12/2016	87	63,176	27,4%
19/10/2016	61	69,775	14,4%	19/12/2016	103	99,827	3,1%
20/10/2016	74	66,127	10,6%	20/12/2016	109	92,961	14,7%
21/10/2016	66	73,157	10,8%	21/12/2016	102	93,086	8,7%
22/10/2016	79	85,186	7,8%	22/12/2016	121	95,736	20,9%
23/10/2016	52	46,566	10,5%	23/12/2016	123	105,152	14,5%
24/10/2016	51	68,94	35,2%	24/12/2016	84	127,717	52,0%
25/10/2016	56	60,418	7,9%	25/12/2016	1	1,187	18,7%
26/10/2016	62	61,223	1,3%	26/12/2016	133	82,992	37,6%
27/10/2016	58	66,475	14,6%	27/12/2016	93	100,949	8,5%
28/10/2016	91	67,629	25,7%	28/12/2016	114	88,441	22,4%
29/10/2016	86	94,482	9,9%	29/12/2016	118	99,233	15,9%
30/10/2016	38	47,858	25,9%	30/12/2016	93	104,304	12,2%
31/10/2016	56	62,308	11,3%	31/12/2016	41	116,706	184,6%

01/11/2016	72	62,268	13,5%	01/01/2017	1	0,67	33,0%
02/11/2016	48	66,392	38,3%	02/01/2017	82	65,892	19,6%
03/11/2016	72	61,209	15,0%	03/01/2017	75	68,575	8,6%
04/11/2016	81	72,513	10,5%	04/01/2017	54	65,512	21,3%
05/11/2016	82	91,001	11,0%	05/01/2017	66	61,916	6,2%
06/11/2016	45	47,129	4,7%	06/01/2017	76	68,663	9,7%
07/11/2016	51	65,799	29,0%	07/01/2017	72	86,819	20,6%
08/11/2016	51	60,418	18,5%	08/01/2017	38	44,011	15,8%
09/11/2016	66	59,404	10,0%	09/01/2017	60	60,678	1,1%
10/11/2016	68	67,829	0,3%	10/01/2017	77	62,003	19,5%
11/11/2016	78	71,189	8,7%	11/01/2017	53	66,07	24,7%
12/11/2016	62	89,9	45,0%	12/01/2017	72	61,543	14,5%
13/11/2016	27	43,066	59,5%	13/01/2017	65	70,617	8,6%
14/11/2016	77	55,806	27,5%	14/01/2017	66	82,55	25,1%
15/11/2016	38	69,002	81,6%	15/01/2017	37	42,793	15,7%
16/11/2016	48	54,027	12,6%	16/01/2017	64	60,159	6,0%
17/11/2016	46	61,209	33,1%	17/01/2017	92	63,307	31,2%
18/11/2016	38	62,758	65,2%	18/01/2017	81	69,973	13,6%
19/11/2016	64	40,531	36,7%	19/01/2017	68	70,564	3,8%
20/11/2016	33	29,676	10,1%	20/01/2017	67	69,327	3,5%
21/11/2016	38	40,609	6,9%	21/01/2017	78	83,361	6,9%
22/11/2016	36	37,479	4,1%	22/01/2017	47	45,162	3,9%
23/11/2016	24	36,214	50,9%	23/01/2017	59	64,983	10,1%
24/11/2016	29	33,387	15,1%	24/01/2017	69	61,668	10,6%
25/11/2016	44	36,889	16,2%	25/01/2017	68	63,774	6,2%
26/11/2016	44	50,982	15,9%	26/01/2017	84	66,694	20,6%
27/11/2016	20	26,299	31,5%	27/01/2017	68	74,216	9,1%
28/11/2016	34	34,553	1,6%	28/01/2017	64	83,76	30,9%
29/11/2016	31	36,159	16,6%	29/01/2017	29	42,371	46,1%
30/11/2016	36	34,509	4,1%	30/01/2017	65	55,613	14,4%
				31/01/2017	51	63,625	24,8%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal) = 5,2%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	662	555,42	16,1%
42	665	529,351	20,4%
43	505	490,089	3,0%
44	456	465,733	2,1%
45	449	463,549	3,2%
46	421	461,668	9,7%
47	338	386,399	14,3%
48	248	265,236	6,9%
49	260	261,155	0,4%
50	276	268,793	2,6%
51	470	459,288	2,3%
52	729	677,655	7,0%
53	593	593,812	0,1%
1	426	418,047	1,9%
2	431	447,472	3,8%
3	487	459,484	5,7%
4	459	460,257	0,3%



v. Motorola Moto G DTV (MTGD)

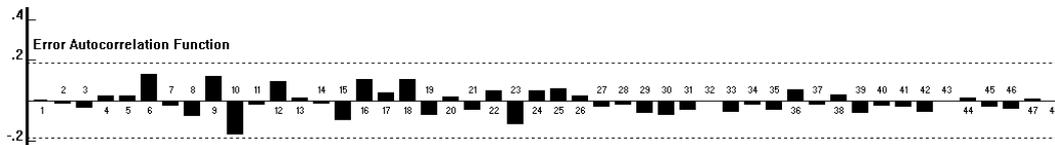
O produto Motorola Moto G DTV, caracterizado na categoria de preços High conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

Forecast Model for VendMTGD with log transform Regression(7 regressors, 2 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECMTGD)	-4.301727	1.248958	-3.444252	0.999179
Log(PRECK10)	14.988162	4.681001	3.201914	0.998198
Log(PRECIPH5...)	4.558103	1.020620	4.466013	0.999980
Log(LJABERTA)	0.331923	0.027588	12.031351	1.000000
Log(FATORD)	0.911755	0.158872	5.738934	1.000000
_CONST	-102.110208	29.234920	-3.492748	0.999301
Log(VENDMTGD...)	0.152798	0.052742	2.897054	0.995423
_AUTO[- 1]	0.406741	0.094004	4.326849	0.999966
_AUTO[- 2]	0.304901	0.094607	3.222833	0.998313
Within-Sample Statistics				
Sample size	115	Number of parameters	9	
Mean	3.652	Standard deviation	0.8905	
R-square	0.8377	Adjusted R-square	0.8255	
Durbin-Watson	1.983	Ljung-Box(18)=	19.28	P=0.625
Forecast error	0.372	BIC	16.57	
MAPE	0.2672	RMSE	16.83	
MAD	10.04			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
VENDMTGD[- 1]	Chi Square(1)=0.09	Percentile=0.2380
VENDMTGD[- 2]	0.09	0.2352
VENDMTGD[- 3]	0.57	0.5517
VENDMTGD[- 4]	0.02	0.1050
VENDMTGD[- 5]	0.13	0.2840
VENDMTGD[- 6]	0.00	0.0163
VENDMTGD[- 7]	0.83	0.6366
VENDMTGD[-14]	0.37	0.4569
_AUTO[- 3]	Chi Square(1)=0.04	
Percentile=	0.1618	
_AUTO[- 4]	0.42	0.4849
_AUTO[- 5]	0.15	0.3042
_AUTO[- 6]	0.60	0.5597
_AUTO[- 7]	0.22	0.3586
_AUTO[-14]	0.41	0.4775
Common factor test	Chi Square(12)=35.21	Percentile=1.0000 **
Dynamics tests successful.		

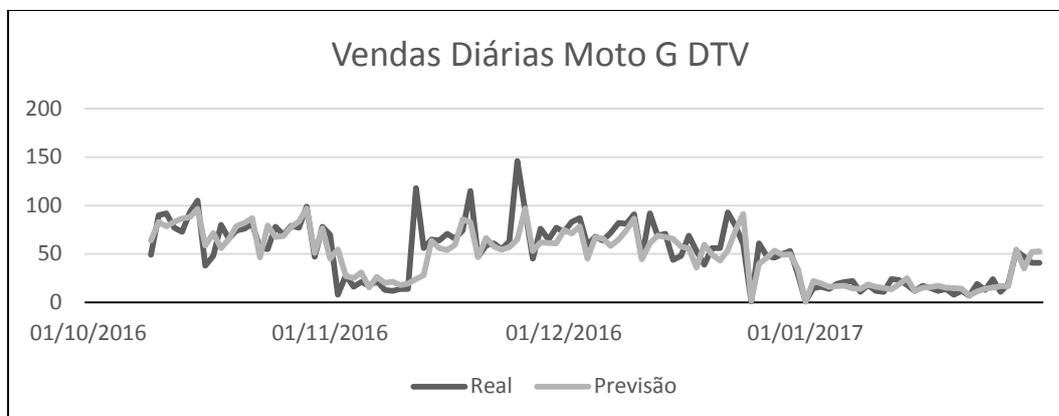
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

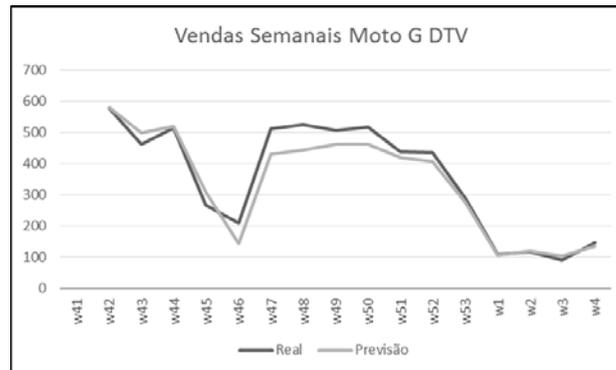
MAPE (Diário) = 26,72%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	73	74,89	2,6%
02/10/2016				02/12/2016	83	71,343	14,0%
03/10/2016				03/12/2016	87	78,553	9,7%
04/10/2016				04/12/2016	59	45,253	23,3%
05/10/2016				05/12/2016	68	67,142	1,3%
06/10/2016				06/12/2016	64	65,85	2,9%
07/10/2016				07/12/2016	72	58,362	18,9%
08/10/2016				08/12/2016	82	64,9	20,9%
09/10/2016	49	64,081	30,8%	09/12/2016	81	74,374	8,2%
10/10/2016	90	83,066	7,7%	10/12/2016	91	86,701	4,7%
11/10/2016	92	78,403	14,8%	11/12/2016	46	44,407	3,5%
12/10/2016	77	83,19	8,0%	12/12/2016	92	61,02	33,7%
13/10/2016	73	86,827	18,9%	13/12/2016	69	68,74	0,4%
14/10/2016	93	88,044	5,3%	14/12/2016	71	67,497	4,9%
15/10/2016	105	96,567	8,0%	15/12/2016	44	65,515	48,9%
16/10/2016	38	58,81	54,8%	16/12/2016	48	57,662	20,1%
17/10/2016	48	71,379	48,7%	17/12/2016	69	55,709	19,3%
18/10/2016	80	56,054	29,9%	18/12/2016	53	35,904	32,3%
19/10/2016	66	65,316	1,0%	19/12/2016	39	59,664	53,0%
20/10/2016	74	78,813	6,5%	20/12/2016	56	49,578	11,5%
21/10/2016	76	81,998	7,9%	21/12/2016	56	43,282	22,7%
22/10/2016	81	86,942	7,3%	22/12/2016	93	53,597	42,4%
23/10/2016	56	46,348	17,2%	23/12/2016	79	74,135	6,2%
24/10/2016	55	79,532	44,6%	24/12/2016	60	91,305	52,2%
25/10/2016	78	67,649	13,3%	25/12/2016	1	1,635	63,5%
26/10/2016	70	68,622	2,0%	26/12/2016	61	40,026	34,4%
27/10/2016	79	78,162	1,1%	27/12/2016	48	45,776	4,6%
28/10/2016	77	83,386	8,3%	28/12/2016	46	53,531	16,4%
29/10/2016	99	97,055	2,0%	29/12/2016	50	49,163	1,7%
30/10/2016	47	50,937	8,4%	30/12/2016	53	49,715	6,2%
31/10/2016	78	76,377	2,1%	31/12/2016	29	34,517	19,0%

01/11/2016	70	45,022	35,7%	01/01/2017	1	0,629	37,1%
02/11/2016	8	54,705	583,8%	02/01/2017	15	22,018	46,8%
03/11/2016	28	26,965	3,7%	03/01/2017	16	19,378	21,1%
04/11/2016	16	25,1	56,9%	04/01/2017	14	16,161	15,4%
05/11/2016	21	31,059	47,9%	05/01/2017	19	16,699	12,1%
06/11/2016	17	15,357	9,7%	06/01/2017	21	17,201	18,1%
07/11/2016	22	26,443	20,2%	07/01/2017	22	14,673	33,3%
08/11/2016	13	20,029	54,1%	08/01/2017	11	13,877	26,2%
09/11/2016	12	21,437	78,6%	09/01/2017	18	18,555	3,1%
10/11/2016	14	17,665	26,2%	10/01/2017	12	16,268	35,6%
11/11/2016	14	19,562	39,7%	11/01/2017	11	14,856	35,1%
12/11/2016	118	24,153	79,5%	12/01/2017	24	13,513	43,7%
13/11/2016	56	28,078	49,9%	13/01/2017	23	18,669	18,8%
14/11/2016	65	63,751	1,9%	14/01/2017	18	25,051	39,2%
15/11/2016	64	56,085	12,4%	15/01/2017	12	11,8	1,7%
16/11/2016	71	54,113	23,8%	16/01/2017	17	15,301	10,0%
17/11/2016	66	59,409	10,0%	17/01/2017	15	15,879	5,9%
18/11/2016	74	85,684	15,8%	18/01/2017	12	17,045	42,0%
19/11/2016	115	82,725	28,1%	19/01/2017	14	15,146	8,2%
20/11/2016	47	46,674	0,7%	20/01/2017	8	14,687	83,6%
21/11/2016	59	66,457	12,6%	21/01/2017	12	14,134	17,8%
22/11/2016	61	57,752	5,3%	22/01/2017	7	7,217	3,1%
23/11/2016	55	54,283	1,3%	23/01/2017	19	11,231	40,9%
24/11/2016	63	56,893	9,7%	24/01/2017	13	14,126	8,7%
25/11/2016	146	64,99	55,5%	25/01/2017	24	15,08	37,2%
26/11/2016	95	97,027	2,1%	26/01/2017	11	16,846	53,1%
27/11/2016	45	52,983	17,7%	27/01/2017	19	16,929	10,9%
28/11/2016	76	62,02	18,4%	28/01/2017	53	54,746	3,3%
29/11/2016	65	61,213	5,8%	29/01/2017	47	35,045	25,4%
30/11/2016	77	60,839	21,0%	30/01/2017	41	52,194	27,3%
				31/01/2017	41	52,646	28,4%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal) = 9,3%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41			
42	579	580,178	0,2%
43	463	499,312	7,8%
44	514	520,754	1,3%
45	268	310,165	15,7%
46	210	144,646	31,1%
47	511	429,845	15,9%
48	526	444,076	15,6%
49	506	461,841	8,7%
50	517	462,582	10,5%
51	439	420,55	4,2%
52	436	407,465	6,5%
53	288	274,363	4,7%
1	108	106,759	1,1%
2	117	120,789	3,2%
3	90	103,992	15,5%
4	146	136,175	6,7%



vi. Samsung Galaxy J5 (SSJ5)

O produto Samsung Galaxy J5, caracterizado na categoria de preços Mid+ conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

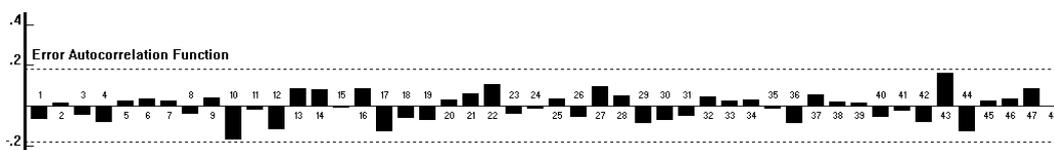
Forecast Model for VendJ5 with log transform				
Regression(6 regressors, 0 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECVJ5)	-8.821547	0.812293	-10.860057	1.000000
Log(PRECK10)	8.581591	0.943665	9.093892	1.000000
Log(LJABERTA)	0.475255	0.019281	24.649160	1.000000
Log(FATORS16)	0.552255	0.152138	3.629954	0.999578
Log(FATORD)	0.953686	0.111967	8.517565	1.000000
Log(DISPONIB)	1.399444	0.267510	5.231374	0.999999
Within-Sample Statistics				
Sample size	123	Number of parameters	6	
Mean	4.349	Standard deviation	0.7249	
R-square	0.9	Adjusted R-square	0.8958	
Durbin-Watson	2.105	Ljung-Box(18)=	17.88	P=0.5362
Forecast error	0.2341	BIC	19.88	
MAPE	0.1773	RMSE	29.92	
MAD	16.62			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
	Chi Square(1)=	Percentile=
VENDJ5[- 1]	0.82	0.6334
VENDJ5[- 2]	0.09	0.2303
VENDJ5[- 3]	0.25	0.3796
VENDJ5[- 4]	0.03	0.1419
VENDJ5[- 5]	0.72	0.6049
VENDJ5[- 6]	13.98	0.9998 **
VENDJ5[- 7]	0.64	0.5747
VENDJ5[-14]	3.07	0.9201
_AUTO[- 1]	0.70	0.5960
_AUTO[- 2]	0.09	0.2322
_AUTO[- 3]	0.30	0.4159
_AUTO[- 4]	0.88	0.6524
_AUTO[- 5]	0.11	0.2585
_AUTO[- 6]	0.21	0.3497
_AUTO[- 7]	0.10	0.2518
_AUTO[-14]	0.79	0.6257

Try adding VendJ5[-6] to model.

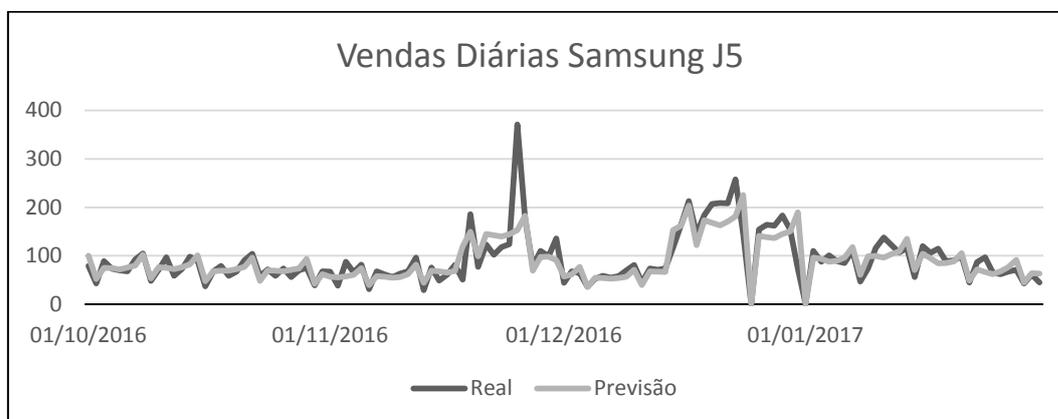
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

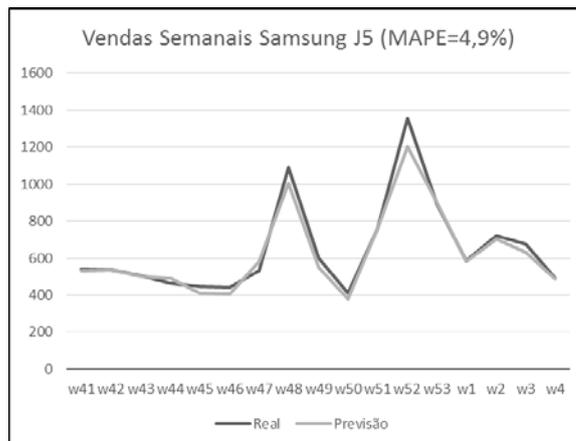
MAPE (Diário) = 17,73%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016	79	100,393	27,1%	01/12/2016	44	57,592	30,9%
02/10/2016	43	51,84	20,6%	02/12/2016	68	61,125	10,1%
03/10/2016	89	75,3	15,4%	03/12/2016	64	77,271	20,7%
04/10/2016	73	74,405	1,9%	04/12/2016	36	35,832	0,5%
05/10/2016	70	71,934	2,8%	05/12/2016	53	54,412	2,7%
06/10/2016	68	76,083	11,9%	06/12/2016	59	54,292	8,0%
07/10/2016	92	80,102	12,9%	07/12/2016	55	52,915	3,8%
08/10/2016	105	102,08	2,8%	08/12/2016	58	54,047	6,8%
09/10/2016	48	53,336	11,1%	09/12/2016	70	56,846	18,8%
10/10/2016	71	76,213	7,3%	10/12/2016	81	71,209	12,1%
11/10/2016	97	75,318	22,4%	11/12/2016	45	39,28	12,7%
12/10/2016	59	72,806	23,4%	12/12/2016	74	67,825	8,3%
13/10/2016	73	76,387	4,6%	13/12/2016	71	67,025	5,6%
14/10/2016	98	82,411	15,9%	14/12/2016	74	66,389	10,3%
15/10/2016	90	100,805	12,0%	15/12/2016	117	152,825	30,6%
16/10/2016	37	47,384	28,1%	16/12/2016	164	162,201	1,1%
17/10/2016	68	68,232	0,3%	17/12/2016	213	203,407	4,5%
18/10/2016	79	69,145	12,5%	18/12/2016	146	122,141	16,3%
19/10/2016	59	69,06	17,1%	19/12/2016	184	173,127	5,9%
20/10/2016	67	72,457	8,1%	20/12/2016	207	168,299	18,7%
21/10/2016	91	76,902	15,5%	21/12/2016	209	162,671	22,2%
22/10/2016	104	96,429	7,3%	22/12/2016	208	170,671	17,9%
23/10/2016	58	47,923	17,4%	23/12/2016	258	181,142	29,8%
24/10/2016	72	69,597	3,3%	24/12/2016	145	225,183	55,3%
25/10/2016	59	69,35	17,5%	25/12/2016	1	1,192	19,2%
26/10/2016	74	67,59	8,7%	26/12/2016	154	141,358	8,2%
27/10/2016	56	71,495	27,7%	27/12/2016	164	138,556	15,5%
28/10/2016	70	74,036	5,8%	28/12/2016	162	136,166	15,9%
29/10/2016	75	93,591	24,8%	29/12/2016	183	145,233	20,6%
30/10/2016	39	42,522	9,0%	30/12/2016	154	150,112	2,5%
31/10/2016	68	62,266	8,4%	31/12/2016	73	189,762	159,9%
01/11/2016	67	57,013	14,9%	01/01/2017	1	0,832	16,8%

02/11/2016	38	55,566	46,2%	02/01/2017	110	96,177	12,6%
03/11/2016	88	57,335	34,8%	03/01/2017	88	93,431	6,2%
04/11/2016	66	60,344	8,6%	04/01/2017	101	87,809	13,1%
05/11/2016	82	74,361	9,3%	05/01/2017	89	89,593	0,7%
06/11/2016	31	39,748	28,2%	06/01/2017	85	95,984	12,9%
07/11/2016	68	57,702	15,1%	07/01/2017	111	117,955	6,3%
08/11/2016	61	56,558	7,3%	08/01/2017	47	60,445	28,6%
09/11/2016	56	54,644	2,4%	09/01/2017	74	98,929	33,7%
10/11/2016	63	55,833	11,4%	10/01/2017	116	99,57	14,2%
11/11/2016	68	61,916	8,9%	11/01/2017	138	96,196	30,3%
12/11/2016	96	81,672	14,9%	12/01/2017	122	103,601	15,1%
13/11/2016	29	44,479	53,4%	13/01/2017	107	108,535	1,4%
14/11/2016	76	69,007	9,2%	14/01/2017	116	135,413	16,7%
15/11/2016	49	67,639	38,0%	15/01/2017	56	70,462	25,8%
16/11/2016	61	65,39	7,2%	16/01/2017	120	104,088	13,3%
17/11/2016	81	68,605	15,3%	17/01/2017	106	94,958	10,4%
18/11/2016	51	119,352	134,0%	18/01/2017	115	84,141	26,8%
19/11/2016	186	149,666	19,5%	19/01/2017	89	84,818	4,7%
20/11/2016	77	99,052	28,6%	20/01/2017	90	88,201	2,0%
21/11/2016	123	145,044	17,9%	21/01/2017	99	105,805	6,9%
22/11/2016	102	142,169	39,4%	22/01/2017	45	49,128	9,2%
23/11/2016	118	139,683	18,4%	23/01/2017	87	71,939	17,3%
24/11/2016	124	144,2	16,3%	24/01/2017	97	66,659	31,3%
25/11/2016	371	153,047	58,7%	25/01/2017	65	62,006	4,6%
26/11/2016	177	182,544	3,1%	26/01/2017	62	68,162	9,9%
27/11/2016	78	69,113	11,4%	27/01/2017	67	76,527	14,2%
28/11/2016	110	97,766	11,1%	28/01/2017	71	91,453	28,8%
29/11/2016	99	98,352	0,7%	29/01/2017	43	44,938	4,5%
30/11/2016	136	90,955	33,1%	30/01/2017	61	64,274	5,4%
				31/01/2017	45	62,999	40,0%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal) = 4,9%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	540	531,744	1,5%
42	536	537,276	0,2%
43	505	499,609	1,1%
44	464	493,582	6,4%
45	448	409,407	8,6%
46	443	408,073	7,9%
47	533	584,138	9,6%
48	1092	1005,739	7,9%
49	599	552,174	7,8%
50	412	379,553	7,9%
51	758	758,952	0,1%
52	1357	1203,234	11,3%
53	891	902,379	1,3%
1	585	581,781	0,6%
2	720	702,689	2,4%
3	675	632,473	6,3%
4	494	485,874	1,6%



vii. LG K10 (K10)

O produto LG K10, caracterizado na categoria de preços Mid+ conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

Forecast Model for VendK10 with log transform				
Regression(4 regressors, 2 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECK10)	-2.745027	1.143610	-2.400317	0.981940
Log(PRECKJ5)	2.939626	1.120585	2.623296	0.990056
Log(FERIADOS)	0.412220	0.016544	24.917170	1.000000
Log(FATORD)	0.636821	0.096506	6.598788	1.000000
_AUTO[- 1]	0.434899	0.086743	5.013627	0.999998
_AUTO[- 7]	0.196776	0.086662	2.270597	0.974881
Within-Sample Statistics				
Sample size	116	Number of parameters	6	
Mean	4.179	Standard deviation	0.6159	
R-square	0.894	Adjusted R-square	0.8891	
Durbin-Watson	2.033	Ljung-Box(18)=	22.27	P=0.7797
Forecast error	0.2051	BIC	14.75	
MAPE	0.1603	RMSE	14.09	
MAD	10.96			

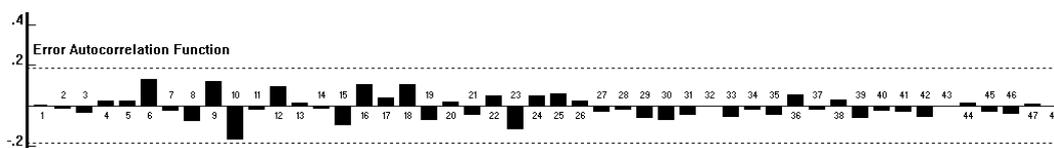
A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
	Chi Square(1)=	Percentile=
VENDK10[- 1]	6.92	0.9915 **
VENDK10[- 2]	1.12	0.7096
VENDK10[- 3]	0.74	0.6094
VENDK10[- 4]	0.22	0.3602
VENDK10[- 5]	0.46	0.5033
VENDK10[- 6]	4.41	0.9643 *
VENDK10[- 7]	1.11	0.7083
VENDK10[-14]	1.64	0.7996

_AUTO[- 2]	Chi Square(1)=0.80	Percentile=0.6283
_AUTO[- 3]	5.72	0.9832 *
_AUTO[- 4]	3.54	0.9400
_AUTO[- 5]	1.12	0.7100
_AUTO[- 6]	0.01	0.0779
_AUTO[-14]	0.61	0.5641

Common factor test	Chi Square(7)=12.41	Percentile=0.9996 **
Try adding VendK10[-1] to model.		

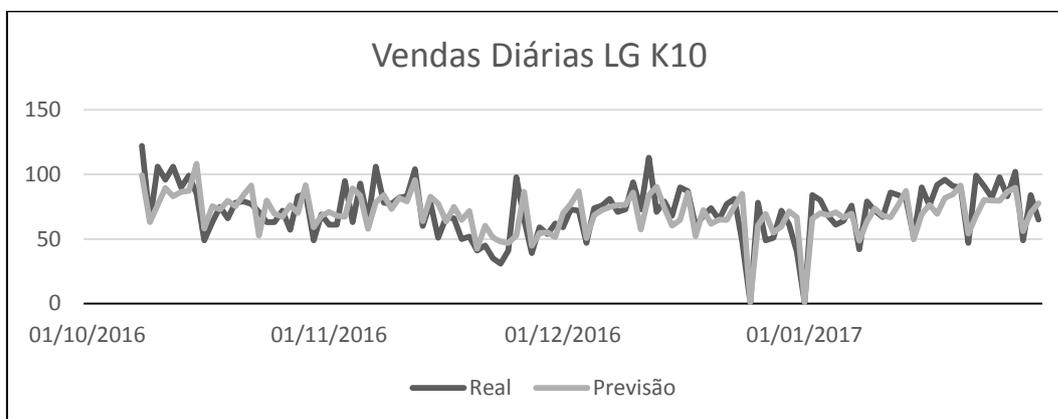
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

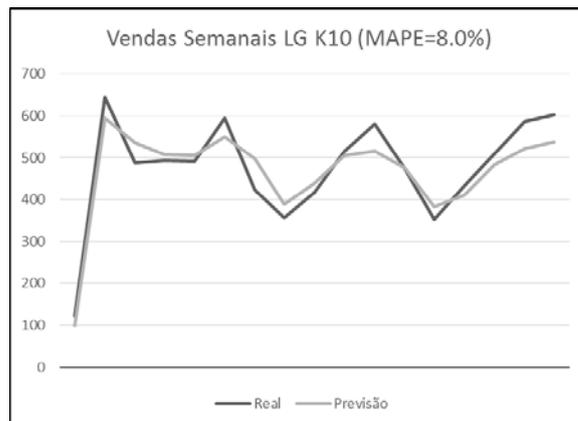
MAPE (Diário)= 16,03%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	59	69,893	18,5%
02/10/2016				02/12/2016	73	77,137	5,7%
03/10/2016				03/12/2016	72	86,992	20,8%
04/10/2016				04/12/2016	47	50,795	8,1%
05/10/2016				05/12/2016	74	68,382	7,6%
06/10/2016				06/12/2016	76	72,5	4,6%
07/10/2016				07/12/2016	81	74,769	7,7%
08/10/2016	122	99,42	18,5%	08/12/2016	71	76,265	7,4%
09/10/2016	64	63,038	1,5%	09/12/2016	73	76,463	4,7%
10/10/2016	106	76,336	28,0%	10/12/2016	94	86,022	8,5%
11/10/2016	96	89,507	6,8%	11/12/2016	73	57,347	21,4%
12/10/2016	106	83,007	21,7%	12/12/2016	113	83,917	25,7%
13/10/2016	90	86,61	3,8%	13/12/2016	71	90,341	27,2%
14/10/2016	99	87,24	11,9%	14/12/2016	79	74,148	6,1%
15/10/2016	85	108,318	27,4%	15/12/2016	68	60,377	11,2%
16/10/2016	49	57,993	18,4%	16/12/2016	90	64,817	28,0%
17/10/2016	63	75,293	19,5%	17/12/2016	87	85,769	1,4%
18/10/2016	75	72,943	2,7%	18/12/2016	60	52,23	13,0%
19/10/2016	66	79,602	20,6%	19/12/2016	68	72,34	6,4%
20/10/2016	78	75,373	3,4%	20/12/2016	74	61,736	16,6%
21/10/2016	79	84,087	6,4%	21/12/2016	65	64,889	0,2%
22/10/2016	77	91,452	18,8%	22/12/2016	77	64,78	15,9%
23/10/2016	71	52,708	25,8%	23/12/2016	81	75,025	7,4%
24/10/2016	63	79,861	26,8%	24/12/2016	48	84,911	76,9%
25/10/2016	63	69,485	10,3%	25/12/2016	1	0,916	8,4%
26/10/2016	72	67,221	6,6%	26/12/2016	78	60,521	22,4%
27/10/2016	57	76,107	33,5%	27/12/2016	49	69,525	41,9%
28/10/2016	83	70,178	15,4%	28/12/2016	51	54,928	7,7%
29/10/2016	85	91,638	7,8%	29/12/2016	72	59,738	17,0%
30/10/2016	49	59,189	20,8%	30/12/2016	61	71,371	17,0%

31/10/2016	69	67,965	1,5%	31/12/2016	40	66,77	66,9%
01/11/2016	61	70,958	16,3%	01/01/2017	1	0,882	11,8%
02/11/2016	61	68,031	11,5%	02/01/2017	84	65,788	21,7%
03/11/2016	95	67,168	29,3%	03/01/2017	80	70,052	12,4%
04/11/2016	63	89,282	41,7%	04/01/2017	68	68,574	0,8%
05/11/2016	93	83,62	10,1%	05/01/2017	61	70,69	15,9%
06/11/2016	64	57,73	9,8%	06/01/2017	64	66,449	3,8%
07/11/2016	106	78,409	26,0%	07/01/2017	76	69,596	8,4%
08/11/2016	78	84,143	7,9%	08/01/2017	42	48,789	16,2%
09/11/2016	77	73,051	5,1%	09/01/2017	79	63,796	19,2%
10/11/2016	82	81,935	0,1%	10/01/2017	72	73,652	2,3%
11/11/2016	83	79,08	4,7%	11/01/2017	67	67,969	1,4%
12/11/2016	104	95,659	8,0%	12/01/2017	86	66,659	22,5%
13/11/2016	60	63,678	6,1%	13/01/2017	84	76,371	9,1%
14/11/2016	78	82,703	6,0%	14/01/2017	81	87,148	7,6%
15/11/2016	51	77,285	51,5%	15/01/2017	52	49,58	4,7%
16/11/2016	67	63,574	5,1%	16/01/2017	90	69,165	23,2%
17/11/2016	66	74,924	13,5%	17/01/2017	76	76,349	0,5%
18/11/2016	50	64,782	29,6%	18/01/2017	92	69,384	24,6%
19/11/2016	52	71,691	37,9%	19/01/2017	96	81,866	14,7%
20/11/2016	41	42,508	3,7%	20/01/2017	91	84,517	7,1%
21/11/2016	45	60,297	34,0%	21/01/2017	90	91,374	1,5%
22/11/2016	35	51,145	46,1%	22/01/2017	47	54,133	15,2%
23/11/2016	31	47,995	54,8%	23/01/2017	99	67,91	31,4%
24/11/2016	41	46,926	14,5%	24/01/2017	91	80,431	11,6%
25/11/2016	98	52,713	46,2%	25/01/2017	82	79,869	2,6%
26/11/2016	65	86,485	33,1%	26/01/2017	98	79,573	18,8%
27/11/2016	39	44,842	15,0%	27/01/2017	83	86,632	4,4%
28/11/2016	59	54,633	7,4%	28/01/2017	102	89,628	12,1%
29/11/2016	54	55,132	2,1%	29/01/2017	49	56,035	14,4%
30/11/2016	62	51,386	17,1%	30/01/2017	84	70,461	16,1%
				31/01/2017	65	77,587	19,4%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal)=			8,0%
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	122	99,42	18,5%
42	646	594,056	8,0%
43	487	536,743	10,2%
44	494	507,198	2,7%
45	491	506,213	3,1%
46	594	550,007	7,4%
47	424	498,637	17,6%
48	356	388,069	9,0%
49	418	440,015	5,3%
50	516	505,196	2,1%
51	581	516,716	11,1%
52	473	475,911	0,6%
53	352	383,769	9,0%
1	434	412,031	5,1%
2	511	484,384	5,2%
3	587	522,235	11,0%
4	602	538,176	10,6%



viii. LG K4 (K4)

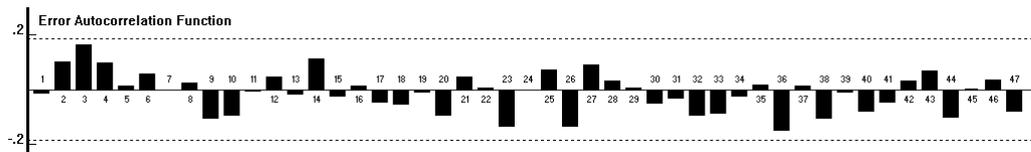
O produto LG K4, caracterizado na categoria de preços Mid conforme tabela 2, foi modelado com o software FPW, cujos resultados estão a seguir:

Forecast Model for VendK4 with log transform				
Regression(4 regressors, 2 lagged errors)				
Term	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Significance
Log(PRECK4)	-2.206943	0.673356	-3.277526	0.998598
Log(PRECK8)	2.586879	0.649504	3.982852	0.999877
Log(FERIADOS)	0.329464	0.024232	13.596272	1.000000
Log(FATORD)	1.194415	0.160480	7.442744	1.000000
_AUTO[- 1]	0.336076	0.091190	3.685445	0.999644
_AUTO[- 7]	0.282100	0.088267	3.196007	0.998181
Within-Sample Statistics				
Sample size	116	Number of parameters	6	
Mean	3.59	Standard deviation	0.6524	
R-square	0.811	Adjusted R-square	0.8024	
Durbin-Watson	2.03	Ljung-Box(18)=15.96	P=0.4045	
Forecast error	0.29	BIC	11.57	
MAPE	0.2122	RMSE	11.38	
MAD	8.302			

A bateria de teste dinâmico de variáveis teve o seguinte resultado após a modelagem:

Dynamics test battery		
	Chi Square(1)	Percentile
VENDK4[- 1]	4.23	0.9603 *
VENDK4[- 2]	1.55	0.7872
VENDK4[- 3]	0.17	0.3223
VENDK4[- 4]	1.03	0.6894
VENDK4[- 5]	0.99	0.6810
VENDK4[- 6]	6.88	0.9913 **
VENDK4[- 7]	1.09	0.7032
VENDK4[-14]	1.34	0.7523
_AUTO[- 2]	1.11	0.7081
_AUTO[- 3]	2.64	0.8959
_AUTO[- 4]	1.29	0.7439
_AUTO[- 5]	0.31	0.4249
_AUTO[- 6]	0.29	0.4094
_AUTO[-14]	0.77	0.6182
Common factor test	Chi Square(7)=17.38	Percentile=1.0000 **
Try adding VendK4[-6] to model.		

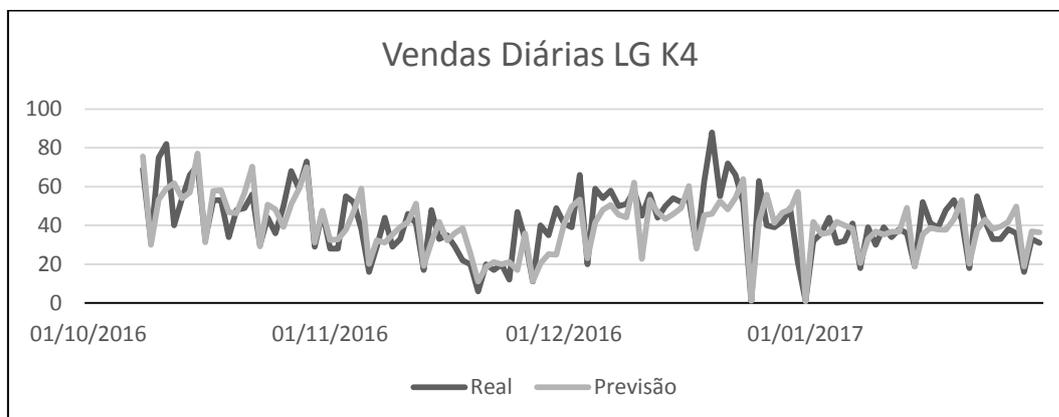
O gráfico da função de autocorrelação de erros (FAC) ficou como a seguir:



Os valores reais e estimados para o cálculo do MAPE e respectivo gráfico estão a seguir:

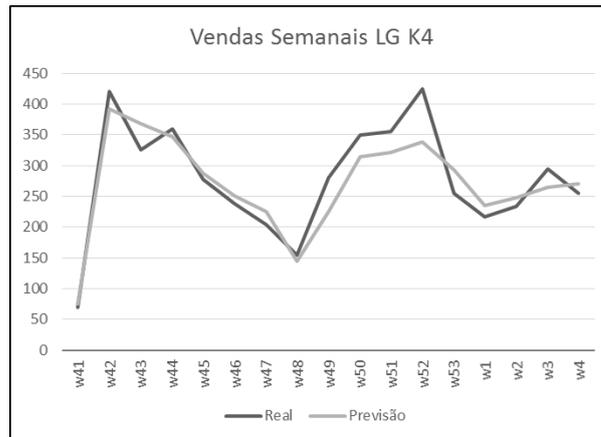
MAPE (Diário) = 21,22%							
Data	Real	Previsão	Erro% Abs	Data	Real	Previsão	Erro% Abs
01/10/2016				01/12/2016	41	40,77	0,6%
02/10/2016				02/12/2016	39	49,77	27,6%
03/10/2016				03/12/2016	66	53,331	19,2%
04/10/2016				04/12/2016	20	23	15,0%
05/10/2016				05/12/2016	59	41,537	29,6%
06/10/2016				06/12/2016	54	48,132	10,9%
07/10/2016				07/12/2016	58	50,623	12,7%
08/10/2016	69	75,653	9,6%	08/12/2016	50	45,54	8,9%
09/10/2016	32	29,924	6,5%	09/12/2016	51	44,165	13,4%
10/10/2016	75	53,454	28,7%	10/12/2016	58	62,096	7,1%
11/10/2016	82	58,957	28,1%	11/12/2016	45	22,81	49,3%
12/10/2016	40	61,855	54,6%	12/12/2016	56	53,261	4,9%
13/10/2016	54	54,038	0,1%	13/12/2016	44	46,768	6,3%
14/10/2016	66	57,051	13,6%	14/12/2016	50	43,363	13,3%
15/10/2016	71	77,174	8,7%	15/12/2016	54	45,819	15,2%
16/10/2016	33	31,373	4,9%	16/12/2016	52	48,885	6,0%
17/10/2016	53	57,792	9,0%	17/12/2016	54	60,265	11,6%
18/10/2016	53	58,132	9,7%	18/12/2016	29	27,993	3,5%
19/10/2016	34	46,784	37,6%	19/12/2016	63	45,278	28,1%
20/10/2016	48	46,293	3,6%	20/12/2016	88	45,925	47,8%
21/10/2016	49	56,873	16,1%	21/12/2016	55	52,494	4,6%
22/10/2016	56	70,388	25,7%	22/12/2016	72	48,348	32,9%
23/10/2016	30	29,22	2,6%	23/12/2016	66	54,143	18,0%
24/10/2016	44	50,748	15,3%	24/12/2016	52	63,99	23,1%
25/10/2016	36	48,282	34,1%	25/12/2016	1	1,175	17,5%
26/10/2016	50	39,24	21,5%	26/12/2016	63	41,855	33,6%
27/10/2016	68	50,977	25,0%	27/12/2016	40	55,843	39,6%
28/10/2016	59	58,783	0,4%	28/12/2016	39	41,372	6,1%
29/10/2016	73	70,07	4,0%	29/12/2016	42	46,715	11,2%
30/10/2016	29	31,096	7,2%	30/12/2016	49	48,315	1,4%
31/10/2016	47	47,607	1,3%	31/12/2016	21	57,282	172,8%
01/11/2016	28	32,478	16,0%	01/01/2017	1	0,788	21,2%

02/11/2016	28	32,738	16,9%	02/01/2017	32	41,855	30,8%
03/11/2016	55	37,684	31,5%	03/01/2017	36	35,604	1,1%
04/11/2016	52	46,966	9,7%	04/01/2017	44	36,242	17,6%
05/11/2016	38	58,928	55,1%	05/01/2017	31	41,785	34,8%
06/11/2016	16	20,137	25,9%	06/01/2017	32	40,112	25,4%
07/11/2016	29	32,337	11,5%	07/01/2017	41	38,436	6,3%
08/11/2016	44	31,148	29,2%	08/01/2017	18	20,523	14,0%
09/11/2016	29	35,311	21,8%	09/01/2017	39	32,94	15,5%
10/11/2016	33	39,193	18,8%	10/01/2017	30	36,937	23,1%
11/11/2016	46	41,656	9,4%	11/01/2017	39	35,268	9,6%
12/11/2016	41	51,329	25,2%	12/01/2017	34	36,831	8,3%
13/11/2016	17	19,062	12,1%	13/01/2017	38	36,69	3,4%
14/11/2016	48	31,428	34,5%	14/01/2017	36	49,18	36,6%
15/11/2016	33	41,914	27,0%	15/01/2017	19	18,863	0,7%
16/11/2016	35	32,375	7,5%	16/01/2017	52	35,469	31,8%
17/11/2016	29	36,147	24,6%	17/01/2017	41	38,647	5,7%
18/11/2016	22	38,53	75,1%	18/01/2017	39	37,861	2,9%
19/11/2016	20	25,494	27,5%	19/01/2017	48	37,803	21,2%
20/11/2016	6	11,126	85,4%	20/01/2017	53	43,245	18,4%
21/11/2016	20	18,645	6,8%	21/01/2017	43	53,017	23,3%
22/11/2016	17	21,03	23,7%	22/01/2017	18	20,331	13,0%
23/11/2016	20	19,95	0,3%	23/01/2017	55	37,775	31,3%
24/11/2016	12	21,09	75,8%	24/01/2017	42	43,01	2,4%
25/11/2016	47	16,988	63,9%	25/01/2017	33	38,169	15,7%
26/11/2016	33	36,006	9,1%	26/01/2017	33	39,391	19,4%
27/11/2016	11	11,215	2,0%	27/01/2017	38	41,88	10,2%
28/11/2016	40	20,406	49,0%	28/01/2017	36	49,845	38,5%
29/11/2016	35	25,162	28,1%	29/01/2017	16	18,863	17,9%
30/11/2016	49	24,819	49,3%	30/01/2017	33	36,888	11,8%
				31/01/2017	31	36,473	17,7%



A agregação em semanas, detalhada na tabela e no gráfico está a seguir:

MAPE (Semanal)= 9,6%			
# Sem	Real	Previsão	Erro% Abs
41	69	75,653	9,6%
42	420	392,453	6,6%
43	326	367,635	12,8%
44	360	347,32	3,5%
45	277	287,497	3,8%
46	238	251,111	5,5%
47	204	224,95	10,3%
48	155	144,835	6,6%
49	281	225,473	19,8%
50	350	315,093	10,0%
51	355	321,171	9,5%
52	425	338,171	20,4%
53	255	292,557	14,7%
1	217	234,822	8,2%
2	234	248,369	6,1%
3	295	264,905	10,2%
4	255	270,401	6,0%



ix. Fator Diário

O fator diário foi calculado conforme as tabelas abaixo, ressaltando não foram consideradas algumas semanas:

- a primeira semana de agosto por estar incompleta, faltando domingo;
- as duas semanas que antecedem ao Dia dos Pais,
- as duas semanas que antecedem a Black Friday,
- as duas semanas que antecedem o Natal;
- a semana que antecede o Ano novo
- a última semana de janeiro, por estar incompleta, com apenas 3 dias.

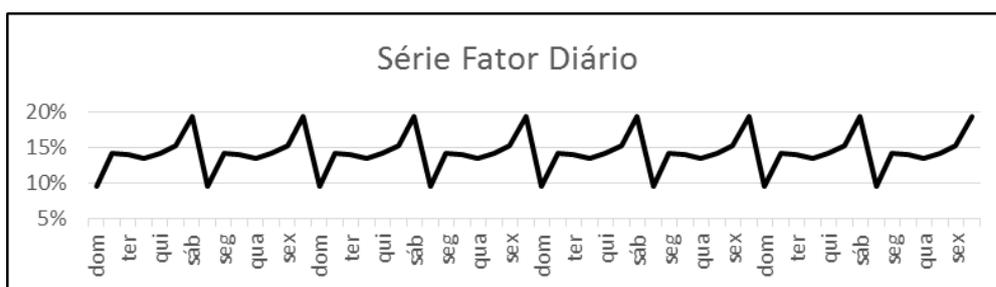
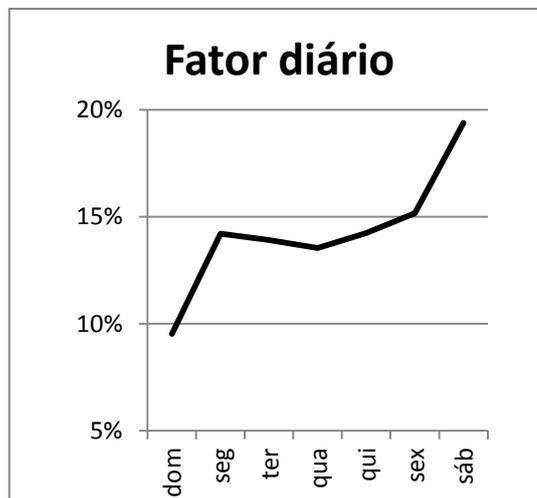
Data	Dia	Qde	% dia	OBS	Data	Dia	Qde	% dia	OBS
01/08/2016	seg	1.128		incompleta	06/11/2016	dom	532	0,09294	
02/08/2016	ter	1.033		incompleta	07/11/2016	seg	803	0,14029	
03/08/2016	qua	1.059		incompleta	08/11/2016	ter	749	0,13085	
04/08/2016	qui	1.198		incompleta	09/11/2016	qua	715	0,12491	
05/08/2016	sex	1.349		incompleta	10/11/2016	qui	762	0,13312	
06/08/2016	sáb	1.877		incompleta	11/11/2016	sex	949	0,16579	
07/08/2016		904	0,09969	Dia Pais	12/11/2016	sáb	1.214	0,21209	
08/08/2016		1.122	0,12373	Dia Pais	13/11/2016	dom	561	0,08505	
09/08/2016		1.144	0,12616	Dia Pais	14/11/2016	seg	1.039	0,15752	
10/08/2016		1.253	0,13818	Dia Pais	15/11/2016	ter	716	0,10855	
11/08/2016		1.354	0,14932	Dia Pais	16/11/2016	qua	835	0,12659	
12/08/2016		1.360	0,14998	Dia Pais	17/11/2016	qui	819	0,12417	
13/08/2016		1.931	0,21295	Dia Pais	18/11/2016	sex	833	0,12629	
14/08/2016		853	0,13021	Dia Pais	19/11/2016	sáb	1.793	0,27183	
15/08/2016		974	0,14868	Dia Pais	20/11/2016		848	0,07954	Bl. Friday
16/08/2016		896	0,13677	Dia Pais	21/11/2016		1.218	0,11425	Bl. Friday
17/08/2016		826	0,12609	Dia Pais	22/11/2016		1.135	0,10646	Bl. Friday
18/08/2016		977	0,14914	Dia Pais	23/11/2016		1.146	0,10749	Bl. Friday
19/08/2016		896	0,13677	Dia Pais	24/11/2016		1.295	0,12147	Bl. Friday
20/08/2016		1.129	0,17234	Dia Pais	25/11/2016		3.176	0,29791	Bl. Friday
21/08/2016	dom	623	0,10042		26/11/2016		1.843	0,17287	Bl. Friday
22/08/2016	seg	812	0,13088		27/11/2016		835	0,13106	Bl. Friday
23/08/2016	ter	830	0,13378		28/11/2016		1.045	0,16402	Bl. Friday
24/08/2016	qua	869	0,14007		29/11/2016		923	0,14488	Bl. Friday
25/08/2016	qui	898	0,14475		30/11/2016		1.080	0,16952	Bl. Friday
26/08/2016	sex	912	0,14700		01/12/2016		675	0,10595	Bl. Friday
27/08/2016	sáb	1.260	0,20309		02/12/2016		830	0,13028	Bl. Friday
28/08/2016	dom	591	0,09168		03/12/2016		983	0,15429	Bl. Friday
29/08/2016	seg	841	0,13047		04/12/2016	dom	515	0,09238	
30/08/2016	ter	863	0,13388		05/12/2016	seg	811	0,14547	
31/08/2016	qua	980	0,15203		06/12/2016	ter	831	0,14906	

01/09/2016	qui	868	0,13466		07/12/2016	qua	818	0,14673	
02/09/2016	sex	931	0,14443		08/12/2016	qui	786	0,14099	
03/09/2016	sáb	1.372	0,21285		09/12/2016	sex	834	0,14960	
04/09/2016	dom	729	0,10964		10/12/2016	sáb	980	0,17578	
05/09/2016	seg	934	0,14047		11/12/2016	dom	550	0,08354	
06/09/2016	ter	978	0,14709		12/12/2016	seg	898	0,13639	
07/09/2016	qua	734	0,11039		13/12/2016	ter	800	0,12151	
08/09/2016	qui	966	0,14529		14/12/2016	qua	867	0,13168	
09/09/2016	sex	1.001	0,15055		15/12/2016	qui	1046	0,15887	
10/09/2016	sáb	1.307	0,19657		16/12/2016	sex	1113	0,16905	
11/09/2016	dom	704	0,11085		17/12/2016	sáb	1310	0,19897	
12/09/2016	seg	957	0,15068		18/12/2016		847	0,09498	Natal
13/09/2016	ter	837	0,13179		19/12/2016		1164	0,13052	Natal
14/09/2016	qua	951	0,14974		20/12/2016		1272	0,14263	Natal
15/09/2016	qui	809	0,12738		21/12/2016		1353	0,15172	Natal
16/09/2016	sex	916	0,14423		22/12/2016		1544	0,17313	Natal
17/09/2016	sáb	1.177	0,18533		23/12/2016		1662	0,18636	Natal
18/09/2016	dom	598	0,09922		24/12/2016		1076	0,12065	Natal
19/09/2016	seg	858	0,14236		25/12/2016		0	0,00000	Natal
20/09/2016	ter	769	0,12759		26/12/2016		1279	0,20091	Natal
21/09/2016	qua	786	0,13041		27/12/2016		1124	0,17656	Natal
22/09/2016	qui	884	0,14667		28/12/2016		1174	0,18442	Natal
23/09/2016	sex	939	0,15580		29/12/2016		1202	0,18882	Natal
24/09/2016	sáb	1.193	0,19794		30/12/2016		1090	0,17122	Natal
25/09/2016	dom	653	0,09855		31/12/2016		497	0,07807	Natal
26/09/2016	seg	940	0,14187		01/01/2017		5	0,00086	Ano Novo
27/09/2016	ter	976	0,14730		02/01/2017		993	0,17006	Ano Novo
28/09/2016	qua	917	0,13839		03/01/2017		967	0,16561	Ano Novo
29/09/2016	qui	867	0,13085		04/01/2017		918	0,15722	Ano Novo
30/09/2016	sex	1.029	0,15530		05/01/2017		918	0,15722	Ano Novo
01/10/2016	sáb	1.244	0,18775		06/01/2017		980	0,16784	Ano Novo
02/10/2016	dom	531	0,07776		07/01/2017		1058	0,18120	Ano Novo
03/10/2016	seg	979	0,14336		08/01/2017	dom	524	0,08527	
04/10/2016	ter	908	0,13296		09/01/2017	seg	851	0,13849	
05/10/2016	qua	921	0,13487		10/01/2017	ter	914	0,14874	
06/10/2016	qui	960	0,14058		11/01/2017	qua	960	0,15622	
07/10/2016	sex	1.081	0,15830		12/01/2017	qui	936	0,15232	
08/10/2016	sáb	1.449	0,21218		13/01/2017	sex	932	0,15167	
09/10/2016	dom	668	0,09156		14/01/2017	sáb	1028	0,16729	
10/10/2016	seg	1.024	0,14035		15/01/2017	dom	559	0,08704	
11/10/2016	ter	1.158	0,15872		16/01/2017	seg	977	0,15213	
12/10/2016	qua	967	0,13254		17/01/2017	ter	968	0,15073	
13/10/2016	qui	1.038	0,14227		18/01/2017	qua	981	0,15276	
14/10/2016	sex	1.107	0,15173		19/01/2017	qui	979	0,15244	
15/10/2016	sáb	1.334	0,18284		20/01/2017	sex	914	0,14232	

16/10/2016	dom	620	0,09775	21/01/2017	sáb	1044	0,16257	
17/10/2016	seg	770	0,12139	22/01/2017	dom	558	0,09446	
18/10/2016	ter	986	0,15545	23/01/2017	seg	947	0,16032	
19/10/2016	qua	821	0,12943	24/01/2017	ter	896	0,15168	
20/10/2016	qui	917	0,14457	25/01/2017	qua	833	0,14102	
21/10/2016	sex	1.017	0,16033	26/01/2017	qui	818	0,13848	
22/10/2016	sáb	1.212	0,19108	27/01/2017	sex	873	0,14779	
23/10/2016	dom	671	0,10680	28/01/2017	sáb	982	0,16624	
24/10/2016	seg	798	0,12701	29/01/2017	dom	560		incompleta
25/10/2016	ter	855	0,13608	30/01/2017	seg	832		incompleta
26/10/2016	qua	950	0,15120	31/01/2017	ter	826		incompleta
27/10/2016	qui	882	0,14038					
28/10/2016	sex	989	0,15741					
29/10/2016	sáb	1.138	0,18112					
30/10/2016	dom	565	0,11001					
31/10/2016	seg	815	0,15868					
01/11/2016	ter	715	0,13921					
02/11/2016	qua	459	0,08937					
03/11/2016	qui	855	0,16647					
04/11/2016	sex	780	0,15187					
05/11/2016	sáb	947	0,18438					

A tabela final contendo a média de cada dia bem como o respectivo gráfico estão abaixo, totalizando 18 semanas avaliadas:

FATOR DIÁRIO <i>(média de cada dia ao longo das semanas)</i>		
Dia	Soma	Média
dom	1,714915	9,53%
seg	2,558137	14,21%
Ter	2,504982	13,92%
Qua	2,438366	13,55%
Qui	2,564247	14,25%
Sex	2,729448	15,16%
Sab	3,489905	19,39%
Total	18,000000	1,000000

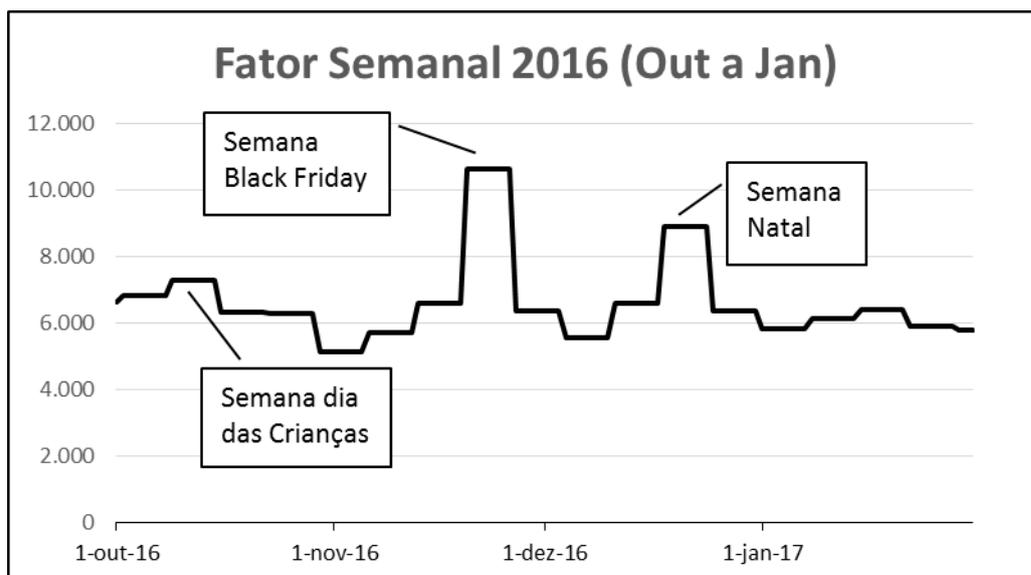


x. Fator Semanal

O fator semanal foi calculado a partir das vendas totais de lojas Próprias de cada semana, conforme tabela abaixo. O objetivo é representar o ciclo durante o período avaliado, principalmente quanto ao dia das crianças, *Black Friday* e Natal.

FATOR SEMANAL							
Dia	Data	Vendas Diárias	Venda Semanal	Dia	Data	Vendas Diárias	Venda Semanal
sáb	01/10/2016	1.244	6.626	qui	01/12/2016	675	6.358
dom	02/10/2016	531	6.829	sex	02/12/2016	830	6.358
seg	03/10/2016	979	6.829	sáb	03/12/2016	983	6.358
ter	04/10/2016	908	6.829	dom	04/12/2016	515	5.575
qua	05/10/2016	921	6.829	seg	05/12/2016	811	5.575
qui	06/10/2016	960	6.829	ter	06/12/2016	831	5.575
sex	07/10/2016	1.081	6.829	qua	07/12/2016	818	5.575
sáb	08/10/2016	1.449	6.829	qui	08/12/2016	786	5.575
dom	09/10/2016	668	7.296	sex	09/12/2016	834	5.575
seg	10/10/2016	1.024	7.296	sáb	10/12/2016	980	5.575
ter	11/10/2016	1.158	7.296	dom	11/12/2016	550	6.584
qua	12/10/2016	967	7.296	seg	12/12/2016	898	6.584
qui	13/10/2016	1.038	7.296	ter	13/12/2016	800	6.584
sex	14/10/2016	1.107	7.296	qua	14/12/2016	867	6.584
sáb	15/10/2016	1.334	7.296	qui	15/12/2016	1.046	6.584
dom	16/10/2016	620	6.343	sex	16/12/2016	1.113	6.584
seg	17/10/2016	770	6.343	sáb	17/12/2016	1.310	6.584
ter	18/10/2016	986	6.343	dom	18/12/2016	847	8.918
qua	19/10/2016	821	6.343	seg	19/12/2016	1.164	8.918
qui	20/10/2016	917	6.343	ter	20/12/2016	1.272	8.918
sex	21/10/2016	1.017	6.343	qua	21/12/2016	1.353	8.918
sáb	22/10/2016	1.212	6.343	qui	22/12/2016	1.544	8.918
dom	23/10/2016	671	6.283	sex	23/12/2016	1.662	8.918
seg	24/10/2016	798	6.283	sáb	24/12/2016	1.076	8.918
ter	25/10/2016	855	6.283	dom	25/12/2016	0	6.366
qua	26/10/2016	950	6.283	seg	26/12/2016	1.279	6.366
qui	27/10/2016	882	6.283	ter	27/12/2016	1.124	6.366
sex	28/10/2016	989	6.283	qua	28/12/2016	1.174	6.366
sáb	29/10/2016	1.138	6.283	qui	29/12/2016	1.202	6.366
dom	30/10/2016	565	5.136	sex	30/12/2016	1.090	6.366
seg	31/10/2016	815	5.136	sáb	31/12/2016	497	6.366
ter	01/11/2016	715	5.136	dom	01/01/2017	5	5.839
qua	02/11/2016	459	5.136	seg	02/01/2017	993	5.839
qui	03/11/2016	855	5.136	ter	03/01/2017	967	5.839
sex	04/11/2016	780	5.136	qua	04/01/2017	918	5.839

sáb	05/11/2016	947	5.136	qui	05/01/2017	918	5.839
dom	06/11/2016	532	5.724	sex	06/01/2017	980	5.839
seg	07/11/2016	803	5.724	sáb	07/01/2017	1.058	5.839
ter	08/11/2016	749	5.724	dom	08/01/2017	524	6.145
qua	09/11/2016	715	5.724	seg	09/01/2017	851	6.145
qui	10/11/2016	762	5.724	ter	10/01/2017	914	6.145
sex	11/11/2016	949	5.724	qua	11/01/2017	960	6.145
sáb	12/11/2016	1.214	5.724	qui	12/01/2017	936	6.145
dom	13/11/2016	561	6.596	sex	13/01/2017	932	6.145
seg	14/11/2016	1.039	6.596	sáb	14/01/2017	1.028	6.145
ter	15/11/2016	716	6.596	dom	15/01/2017	559	6.422
qua	16/11/2016	835	6.596	seg	16/01/2017	977	6.422
qui	17/11/2016	819	6.596	ter	17/01/2017	968	6.422
sex	18/11/2016	833	6.596	qua	18/01/2017	981	6.422
sáb	19/11/2016	1.793	6.596	qui	19/01/2017	979	6.422
dom	20/11/2016	848	10.655	sex	20/01/2017	914	6.422
seg	21/11/2016	1.218	10.655	sáb	21/01/2017	1.044	6.422
ter	22/11/2016	1.135	10.655	dom	22/01/2017	558	5.907
qua	23/11/2016	1.146	10.655	seg	23/01/2017	947	5.907
qui	24/11/2016	1.295	10.655	ter	24/01/2017	896	5.907
sex	25/11/2016	3.176	10.655	qua	25/01/2017	833	5.907
sáb	26/11/2016	1.843	10.655	qui	26/01/2017	818	5.907
dom	27/11/2016	835	6.358	sex	27/01/2017	873	5.907
seg	28/11/2016	1.045	6.358	sáb	28/01/2017	982	5.907
ter	29/11/2016	923	6.358	dom	29/01/2017	560	5.803
qua	30/11/2016	1.080	6.358	seg	30/01/2017	832	5.803
				ter	31/01/2017	826	5.803



xi. Variável Loja Aberta

Adotou-se o valor 10.000 para os dias de loja aberta e 1 para os dias de loja fechada (Natal e Ano Novo).

Dia	Data	Loja Aberta	Dia	Data	Loja Aberta
sáb	01/10/16	10.000	qui	01/12/16	10.000
dom	02/10/16	10.000	sex	02/12/16	10.000
seg	03/10/16	10.000	sáb	03/12/16	10.000
ter	04/10/16	10.000	dom	04/12/16	10.000
qua	05/10/16	10.000	seg	05/12/16	10.000
qui	06/10/16	10.000	ter	06/12/16	10.000
sex	07/10/16	10.000	qua	07/12/16	10.000
sáb	08/10/16	10.000	qui	08/12/16	10.000
dom	09/10/16	10.000	sex	09/12/16	10.000
seg	10/10/16	10.000	sáb	10/12/16	10.000
ter	11/10/16	10.000	dom	11/12/16	10.000
qua	12/10/16	10.000	seg	12/12/16	10.000
qui	13/10/16	10.000	ter	13/12/16	10.000
sex	14/10/16	10.000	qua	14/12/16	10.000
sáb	15/10/16	10.000	qui	15/12/16	10.000
dom	16/10/16	10.000	sex	16/12/16	10.000
seg	17/10/16	10.000	sáb	17/12/16	10.000
ter	18/10/16	10.000	dom	18/12/16	10.000
qua	19/10/16	10.000	seg	19/12/16	10.000
qui	20/10/16	10.000	ter	20/12/16	10.000
sex	21/10/16	10.000	qua	21/12/16	10.000
sáb	22/10/16	10.000	qui	22/12/16	10.000
dom	23/10/16	10.000	sex	23/12/16	10.000
seg	24/10/16	10.000	sáb	24/12/16	10.000
ter	25/10/16	10.000	dom	25/12/16	1
qua	26/10/16	10.000	seg	26/12/16	10.000
qui	27/10/16	10.000	ter	27/12/16	10.000
sex	28/10/16	10.000	qua	28/12/16	10.000
sáb	29/10/16	10.000	qui	29/12/16	10.000
dom	30/10/16	10.000	sex	30/12/16	10.000
seg	31/10/16	10.000	sáb	31/12/16	10.000
ter	01/11/16	10.000	dom	01/01/17	1
qua	02/11/16	10.000	seg	02/01/17	10.000
qui	03/11/16	10.000	ter	03/01/17	10.000
sex	04/11/16	10.000	qua	04/01/17	10.000

sáb	05/11/16	10.000	qui	05/01/17	10.000
dom	06/11/16	10.000	sex	06/01/17	10.000
seg	07/11/16	10.000	sáb	07/01/17	10.000
ter	08/11/16	10.000	dom	08/01/17	10.000
qua	09/11/16	10.000	seg	09/01/17	10.000
qui	10/11/16	10.000	ter	10/01/17	10.000
sex	11/11/16	10.000	qua	11/01/17	10.000
sáb	12/11/16	10.000	qui	12/01/17	10.000
dom	13/11/16	10.000	sex	13/01/17	10.000
seg	14/11/16	10.000	sáb	14/01/17	10.000
ter	15/11/16	10.000	dom	15/01/17	10.000
qua	16/11/16	10.000	seg	16/01/17	10.000
qui	17/11/16	10.000	ter	17/01/17	10.000
sex	18/11/16	10.000	qua	18/01/17	10.000
sáb	19/11/16	10.000	qui	19/01/17	10.000
dom	20/11/16	10.000	sex	20/01/17	10.000
seg	21/11/16	10.000	sáb	21/01/17	10.000
ter	22/11/16	10.000	dom	22/01/17	10.000
qua	23/11/16	10.000	seg	23/01/17	10.000
qui	24/11/16	10.000	ter	24/01/17	10.000
sex	25/11/16	10.000	qua	25/01/17	10.000
sáb	26/11/16	10.000	qui	26/01/17	10.000
dom	27/11/16	10.000	sex	27/01/17	10.000
seg	28/11/16	10.000	sáb	28/01/17	10.000
ter	29/11/16	10.000	dom	29/01/17	10.000
qua	30/11/16	10.000	seg	30/01/17	10.000
			ter	31/01/17	10.000

xii. Variável Disponibilidade

A disponibilidade diária de cada produto em todas as lojas está expressa na tabela abaixo.

Data	SAMSUNG GALAXY S7 (SMG930 32G)	MOTOROLA MOTO Z PLAY	SAMSUNG GALAXY A5	MOTOROLA MOTO G PLUS	MOTOROLA MOTO G DTV (4A GERACAO)	SAMSUNG GALAXY J5 METAL (SM-J510)	LG K10 (K430)	LG K4 (K130)
01/10/2016	0,81714	0,30857	0,98286	0,98857	0,96000	0,99429	0,97714	0,98286
02/10/2016	0,81714	0,26857	0,97714	0,98286	0,95429	0,99429	0,96571	0,96571
03/10/2016	0,83429	0,24000	0,99429	0,99429	0,93714	0,98857	0,98286	0,96571
04/10/2016	0,83429	0,19429	0,99429	0,98857	0,93714	0,99429	0,98286	0,96000
05/10/2016	0,84571	0,21143	0,99429	0,99429	0,95429	0,98857	1,00000	0,96571
06/10/2016	0,85143	0,17143	0,98857	0,98857	0,97714	0,99429	0,99429	0,94857
07/10/2016	0,86857	0,25143	0,98857	0,99429	0,97714	0,98857	0,99429	0,94857
08/10/2016	0,87429	0,22857	0,98286	0,99429	0,97143	0,99429	0,99429	0,94857
09/10/2016	0,87429	0,21143	0,98286	0,98857	0,97143	0,98857	0,99429	0,94286
10/10/2016	0,88571	0,24000	0,98286	0,97714	0,95429	0,97143	0,98286	0,93714
11/10/2016	0,86857	0,32000	0,98286	0,96000	0,94857	0,97714	0,98286	0,92000
12/10/2016	0,85143	0,28000	0,98286	0,94857	0,94286	0,97143	0,97143	0,92000
13/10/2016	0,85143	0,28000	0,98286	0,94857	0,94286	0,97143	0,97143	0,92000
14/10/2016	0,86286	0,40571	0,98286	0,96000	0,97714	0,98286	0,97143	0,93714
15/10/2016	0,84000	0,35429	0,98286	0,95429	0,96000	0,96000	0,94857	0,93714
16/10/2016	0,81143	0,32571	0,98286	0,94857	0,95429	0,96000	0,94857	0,93143
17/10/2016	0,79429	0,37143	0,98286	0,94286	0,97143	0,94857	0,96000	0,93143
18/10/2016	0,81143	0,33714	0,97714	0,93714	0,99429	0,97143	0,98286	0,96000
19/10/2016	0,81143	0,33143	0,97714	0,94286	0,99429	0,98857	0,98857	0,96000
20/10/2016	0,84000	0,42857	0,97714	0,97714	1,00000	0,98857	0,98857	0,97143
21/10/2016	0,81143	0,44000	0,97714	0,98286	0,99429	0,98857	0,98857	0,97143
22/10/2016	0,76571	0,37714	0,97714	0,97714	0,98857	0,98286	0,98857	0,98857
23/10/2016	0,76000	0,33143	0,97714	0,97714	0,98857	0,97143	0,98286	0,97714
24/10/2016	0,75429	0,37714	0,97714	0,97143	0,99429	0,96571	0,97714	0,97143
25/10/2016	0,78857	0,52000	0,97714	0,99429	0,99429	0,97714	0,98857	0,98286
26/10/2016	0,76571	0,45714	0,97714	1,00000	0,99429	0,97714	0,98286	0,98286
27/10/2016	0,75429	0,37714	0,97714	1,00000	0,99429	0,98286	0,98857	0,97714
28/10/2016	0,75429	0,29143	0,97714	1,00000	1,00000	0,96571	0,99429	0,96000
29/10/2016	0,72571	0,30286	0,97143	1,00000	1,00000	0,96571	0,99429	0,96000
30/10/2016	0,72571	0,27429	0,96571	1,00000	1,00000	0,96571	0,99429	0,95429
31/10/2016	0,75429	0,31429	0,96857	1,00000	1,00000	0,96571	0,99714	0,96857
01/11/2016	0,78286	0,35429	0,97143	1,00000	1,00000	0,96571	1,00000	0,98286
02/11/2016	0,77714	0,35429	0,97143	1,00000	1,00000	0,96571	1,00000	0,98286

03/11/2016	0,76000	0,40000	0,96571	0,99429	1,00000	0,95429	1,00000	0,98286
04/11/2016	0,75429	0,42286	0,97714	0,99429	1,00000	0,94857	1,00000	0,98286
05/11/2016	0,73714	0,42286	0,97714	0,99429	1,00000	0,93143	0,99429	0,98857
06/11/2016	0,72571	0,42286	0,97714	0,99429	1,00000	0,92571	0,98857	0,99429
07/11/2016	0,73714	0,41143	0,97714	0,98857	1,00000	0,92000	0,97714	0,99429
08/11/2016	0,70286	0,40000	0,97714	0,99429	1,00000	0,92000	0,95429	0,97714
09/11/2016	0,69714	0,38857	0,97143	0,99429	1,00000	0,91429	0,96571	0,96000
10/11/2016	0,71429	0,38857	0,96000	0,99429	1,00000	0,89714	0,94857	0,96000
11/11/2016	0,75714	0,41143	0,95429	0,99714	1,00000	0,92571	0,93429	0,97143
12/11/2016	0,80000	0,43429	0,94857	1,00000	1,00000	0,95429	0,92000	0,98286
13/11/2016	0,80571	0,42857	0,94857	1,00000	1,00000	0,94857	0,90286	0,98286
14/11/2016	0,87429	0,45714	0,94857	1,00000	1,00000	0,98857	0,89143	0,99429
15/11/2016	0,87429	0,44571	0,94857	1,00000	1,00000	0,98857	0,88000	0,99429
16/11/2016	0,88571	0,53143	0,93143	1,00000	1,00000	0,98286	0,86857	0,99429
17/11/2016	0,88571	0,54286	0,93714	1,00000	1,00000	0,98286	0,88000	1,00000
18/11/2016	0,89714	0,53714	0,92000	1,00000	1,00000	0,99429	0,89714	0,99429
19/11/2016	0,89143	0,57714	0,92000	1,00000	0,98857	0,98857	0,88571	0,99429
20/11/2016	0,88571	0,56000	0,91429	1,00000	0,98286	0,98857	0,88571	0,99429
21/11/2016	0,88571	0,60571	0,90286	1,00000	0,98857	0,98857	0,92000	0,99429
22/11/2016	0,91429	0,69714	0,89714	1,00000	0,98857	0,98857	0,94286	0,99429
23/11/2016	0,89714	0,78857	0,88571	1,00000	0,98857	0,99429	0,94857	0,99429
24/11/2016	0,90857	0,91429	0,85714	1,00000	0,98857	0,98286	0,96000	0,98857
25/11/2016	0,85714	0,92571	0,81714	1,00000	0,98857	0,98286	0,96000	0,98857
26/11/2016	0,81143	0,91429	0,77714	1,00000	0,97714	0,94286	0,94857	0,98857
27/11/2016	0,78857	0,90857	0,76000	1,00000	0,97714	0,93714	0,93714	0,98857
28/11/2016	0,88571	0,90286	0,72571	1,00000	0,98286	0,91429	0,94857	0,99429
29/11/2016	0,89143	0,90286	0,69714	1,00000	0,97714	0,93143	0,94857	1,00000
30/11/2016	0,89714	0,92000	0,68571	1,00000	0,97714	0,89714	0,94857	0,99429
01/12/2016	0,90857	0,90857	0,69143	1,00000	0,97143	0,88000	0,96000	0,98286
02/12/2016	0,90286	0,88571	0,69143	1,00000	0,96571	0,88000	0,94286	0,98286
03/12/2016	0,90286	0,86286	0,68571	1,00000	0,96571	0,88000	0,93143	0,98286
04/12/2016	0,89714	0,85714	0,68571	1,00000	0,96000	0,86857	0,91429	0,98286
05/12/2016	0,89714	0,85143	0,69143	1,00000	0,96571	0,89143	0,92571	0,98286
06/12/2016	0,90286	0,86857	0,68571	1,00000	0,97143	0,90286	0,93714	0,98286
07/12/2016	0,91429	0,85143	0,68000	1,00000	0,98286	0,90286	0,90857	0,97143
08/12/2016	0,92000	0,82857	0,68000	1,00000	0,96571	0,88571	0,92000	0,98286
09/12/2016	0,93714	0,81714	0,68000	1,00000	0,97143	0,88000	0,95429	0,97714
10/12/2016	0,93143	0,77143	0,67429	1,00000	0,95429	0,87429	0,93143	0,97143
11/12/2016	0,93143	0,76571	0,67429	1,00000	0,95429	0,86857	0,92571	0,96000
12/12/2016	0,95429	0,73714	0,67429	1,00000	0,97714	0,97714	0,93143	0,98286
13/12/2016	0,96000	0,72571	0,66286	1,00000	0,98286	0,98286	0,93143	0,98286
14/12/2016	0,96000	0,73143	0,66286	1,00000	0,98286	0,99429	0,91429	1,00000
15/12/2016	0,97143	0,73714	0,64571	1,00000	0,97714	1,00000	0,90857	0,99429
16/12/2016	0,98286	0,73714	0,61143	1,00000	0,97714	1,00000	0,88571	0,98286
17/12/2016	0,97714	0,72571	0,55429	1,00000	0,97714	0,99429	0,85143	0,96571

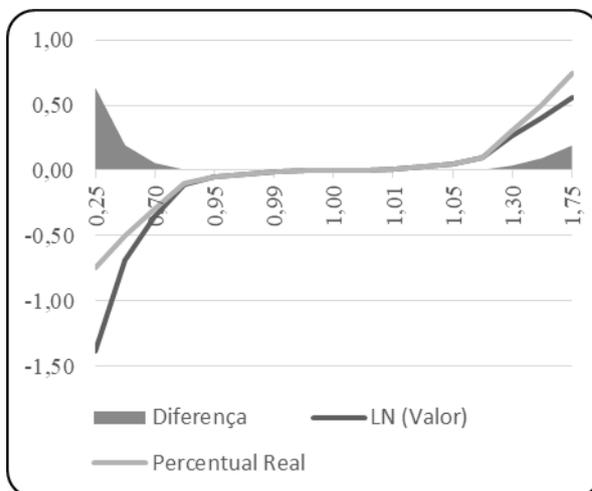
18/12/2016	0,97714	0,71429	0,53714	1,00000	0,97143	0,99429	0,81714	0,9600
19/12/2016	0,98286	0,74857	0,52571	1,00000	0,97714	0,97143	0,78286	0,95429
20/12/2016	0,98286	0,78286	0,48000	1,00000	0,97714	0,96571	0,75429	0,96571
21/12/2016	0,98857	0,84571	0,43429	1,00000	0,99429	0,96000	0,76571	0,97714
22/12/2016	0,99429	0,90286	0,37714	0,99429	0,99429	0,96000	0,78286	0,97714
23/12/2016	0,99429	0,92000	0,33143	0,98857	0,99429	0,96000	0,78857	0,97143
24/12/2016	0,99429	0,91429	0,32000	0,98857	0,99429	0,94857	0,77714	0,96571
25/12/2016	0,99429	0,91429	0,32000	0,98857	0,99429	0,94857	0,77714	0,96571
26/12/2016	0,99429	0,95429	0,29143	1,00000	1,00000	0,96000	0,77714	0,95429
27/12/2016	0,99429	0,97143	0,29143	1,00000	1,00000	0,96000	0,88000	0,96571
28/12/2016	0,99429	0,98857	0,27429	1,00000	1,00000	0,96571	0,92000	0,96000
29/12/2016	1,00000	0,98286	0,26286	1,00000	0,99429	0,97714	0,93714	0,96571
30/12/2016	1,00000	0,97952	0,24750	1,00000	0,99714	0,95881	0,94179	0,95607
31/12/2016	1,00000	0,97952	0,24750	1,00000	0,99714	0,95881	0,94179	0,95607
01/01/2017	1,00000	0,97619	0,23214	1,00000	1,00000	0,94048	0,94643	0,94643
02/01/2017	1,00000	0,97619	0,23214	1,00000	1,00000	0,93452	0,94643	0,94048
03/01/2017	1,00000	0,98810	0,23214	1,00000	1,00000	0,92857	0,95238	0,92262
04/01/2017	0,99405	0,97619	0,22619	1,00000	1,00000	0,90476	0,96429	0,91667
05/01/2017	0,99405	0,97024	0,22619	1,00000	1,00000	0,88690	0,95238	0,91667
06/01/2017	0,99405	0,96429	0,22619	1,00000	1,00000	0,89286	0,95238	0,94643
07/01/2017	0,98214	0,92262	0,23214	1,00000	1,00000	0,87500	0,94643	0,92262
08/01/2017	0,97619	0,91071	0,23214	1,00000	1,00000	0,86310	0,94048	0,91667
09/01/2017	0,97024	0,94048	0,23214	1,00000	1,00000	0,93452	0,98214	0,92262
10/01/2017	0,97024	0,95833	0,22619	1,00000	1,00000	0,95238	0,98214	0,92857
11/01/2017	0,96429	0,98214	0,22024	1,00000	1,00000	0,94643	0,98214	0,91071
12/01/2017	0,94048	0,99405	0,22024	1,00000	1,00000	0,96429	0,97619	0,93452
13/01/2017	0,94940	0,98810	0,21131	1,00000	1,00000	0,95536	0,98214	0,94940
14/01/2017	0,95833	0,98214	0,20238	1,00000	1,00000	0,94643	0,98810	0,96429
15/01/2017	0,94048	0,97619	0,19643	1,00000	1,00000	0,94643	0,98810	0,95238
16/01/2017	0,96429	0,97619	0,19643	1,00000	1,00000	0,95238	0,98810	0,95833
17/01/2017	0,96429	0,97024	0,18452	1,00000	1,00000	0,90476	0,98810	0,95833
18/01/2017	0,95833	0,97024	0,18452	1,00000	1,00000	0,84524	0,98810	0,94643
19/01/2017	0,97024	0,96429	0,18452	1,00000	1,00000	0,82143	0,98810	0,94048
20/01/2017	0,95238	0,96429	0,18452	1,00000	1,00000	0,80952	0,99405	0,92262
21/01/2017	0,94643	0,96429	0,18452	0,99405	1,00000	0,77976	0,99405	0,91667
22/01/2017	0,94048	0,95238	0,18452	0,99405	1,00000	0,75595	0,99405	0,90476
23/01/2017	0,94048	0,97024	0,18452	1,00000	1,00000	0,75595	0,98810	0,89286
24/01/2017	0,96429	0,96429	0,18452	1,00000	1,00000	0,72619	0,98214	0,86905
25/01/2017	0,94643	0,96429	0,18452	1,00000	1,00000	0,70238	0,98214	0,86905
26/01/2017	0,94048	0,95833	0,17857	1,00000	1,00000	0,72619	0,99405	0,85119
27/01/2017	0,93452	0,96429	0,17857	1,00000	0,99405	0,75595	0,98214	0,85119
28/01/2017	0,92857	0,95238	0,17857	1,00000	0,99405	0,72619	0,97024	0,84524
29/01/2017	0,92262	0,94643	0,17857	1,00000	0,99405	0,71429	0,97619	0,82143
30/01/2017	0,95238	0,95833	0,17857	1,00000	1,00000	0,70238	0,98810	0,79762
31/01/2017	0,97024	0,96429	0,17857	1,00000	0,99405	0,70238	0,98810	0,82143

xiii. Transformação logarítmica

A transformação logarítmica, através do logaritmo natural, está presente na tabela e gráfico abaixo:

Valor	LN (Valor)	Percentual Real	Diferença
0,250	-1,386294	-75,0%	0,6363
0,500	-0,693147	-50,0%	0,1931
0,700	-0,356675	-30,0%	0,0567
0,900	-0,105361	-10,0%	0,0054
0,950	-0,051293	-5,0%	0,0013
0,970	-0,030459	-3,0%	0,0005
0,990	-0,010050	-1,0%	0,0001
0,999	-0,001001	-0,1%	0,0000
1,000	0,000000	0,0%	-
1,001	0,001000	0,1%	0,0000
1,010	0,009950	1,0%	0,0000
1,030	0,029559	3,0%	0,0004
1,050	0,048790	5,0%	0,0012
1,100	0,095310	10,0%	0,0047
1,300	0,262364	30,0%	0,0376
1,500	0,405465	50,0%	0,0945
1,750	0,559616	75,0%	0,1904

A transformação logarítmica utilizando o logaritmo neperiano possui ótima aproximação matemática para pequenas variações, notadamente compreendidas entre -30% e +30%



xiv. Correlação sites Buscape e Jacotei

A análise de correlação entre os sites Buscape e Jacotei foi realizada para cada produto, conforme tabela abaixo:

Correlação Buscape e Jacotei	
Produto	Correlação
SS7	0,3484
MTZ	0,8488
SSA5	0,6751
MTGP	0,8692
MTGD	0,6260
SJ5	0,6844
K10	0,5863
K4	0,5865