APLICAÇÃO DE ELASTICIDADE DE PREÇO E CANIBALIZAÇÃO DE SMARTPHONES UTILIZANDO SÉRIES TEMPORAIS

Leonardo Luiz Rocha e Silva
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio)
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ, 22451-900
llsilva@gmail.com

Fernando Luiz Cyrino Oliveira
Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro (PUC-Rio)
Rua Marquês de São Vicente, 225 – Gávea, Rio de Janeiro – RJ, 22451-900
cyrino@puc-rio.br

RESUMO

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 e Marketing 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 (canibalização), disponibilidade, loja aberta (diferenciando dos dias de lojas fechadas) e fator diário (cadenciando as vendas diárias), proporcionando resultados satisfatórios e demonstrando aplicabilidade comercial do modelo proposto.

Palavras-chave: Elasticidade, Canibalização, Regressão Dinâmica.

ABSTRACT

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 and Marketing 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 (cannibalization), availability, open store (differentiating from the days of closed stores) and daily factor (daily sales rhythm), providing satisfactory results and demonstrating commercial applicability of the proposed model.

Keywords: Elasticity, Cannibalization, Dynamic Regression.

https://proceedings.science/p/85328?lang=pt-br

1. Introdução

A indústria de telecomunicações é um dos grandes catalizadores do avanço em direção ao conhecimento, à informação estruturada.

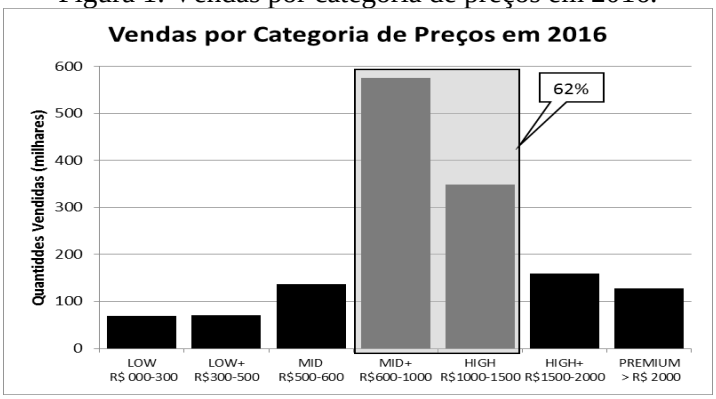
O desenvolvimento de aplicações tais como jogos, serviços financeiros, imagens e redes sociais provocaram aceleração da demanda por serviço de dados. O lançamento de redes reflete uma rápida e planejada resposta desta indústria para o atendimento desta demanda por serviço de dados através de *smartphones*. A tecnologia 5G já existe, mas sua utilização comercial em massa está prevista para 2020.

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)

O mercado de *smartphones* é extremamente competitivo, pois é segmentado, seja devido a diferentes características culturais e econômicas de cada país, tipo de cliente final (pessoal ou corporativo) ou modelo de distribuição (varejista, distribuidor, operadoras, *e-commerce* etc.). Não obstante, a inovação é o grande catalisador para a atratividade comercial dos *smartphones* e, consequentemente, 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 (GFK, 2016). O tamanho do mercado brasileiro em 2017 está previsto em 49.2 milhões de celulares dos quais 45 milhões serão *smartphones* (IDGNOW, 2017), sendo as vendas concentradas nos produtos com preços em torno de mil reais (Figura 1).

Figura 1: Vendas por categoria de preços em 2016.



Fonte: Uma grande Operadora de Serviços de Telecomunicações

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, tornando-se uma variável crucial (Lehman & Winner, 1997). 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.

Este artigo 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).

2. Revisão Teórica

A abordagem teórica navega pela ótica econométrica da elasticidade de preço juntamente com a função de produção Cobb-Douglas (Cobb; Douglas, 1928) e a transformação logarítmica. Em seguida, abordam-se 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 destes temas proporciona melhor compreensão do comportamento de vendas perante a variável preço e outras variáveis exógenas.

A literatura é vasta quanto ao cálculo de elasticidade de preços, observando-se inúmeros modelos tais como Vetor de Correção de Erros e Análise de cointegração (Martinez et al, 2015), modelo de correção de erros utilizado por Sentenac-Chemin (2012) e técnicas de cointegração (Engle & Granger, 1987), modelo de Equações de Estimação Generalizadas (Gingrich et al., 2011), modelos Logit e o Probit utilizados respectivamente por Guadagni (1983) e Botelho (2005) e Jedidi; Mela; Gupta (1999), modelos de dados em Painel (Prince, 2008), modelo de equações simultâneas (Barla et al., 2009). modelo de vetores autorregressivos (Nijs et al., 2001).

Este estudo optou-se por utilizar a regressão dinâmica com transformação logarítmica, pois combina funcionalidades dinâmicas de séries temporais com efeitos de variáveis explanatórias. Estas últimas representam grande potencial de adaptação às condições e ou expectativas para a construção e análise do modelo funcional. O modelo linear (Gujarati; Porter, 2011, p. 222) está representado abaixo:

$$\ln Y = \ln \beta_0 + \beta_1 \ln X_1 + \beta_2 \ln X_2 + \cdots + \beta_n \ln X_n + \varepsilon \quad (1)$$

Y representa a variável dependente

X_n representa as variáveis explanatórias

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.

3. Procedimentos Metodológicos

3.1. Estrutura de Dados e Estratégias

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.

A segmentação por preço é uma das estratégias usadas por operadoras de telefonia móvel no Brasil. Uma destas grandes operadoras categoriza as faixas de preços conforme a tabela 1.

Uma das estratégias do estudo é a escolha do canal de vendas a ser adotada para se calcular a elasticidade de preços.

Os canais *Retail* (distribuidores e parceiros), corporativo e *call center* (CRM e CRC) são inadequados para se calcular a elasticidade pois representam vendas indiretas (Retail) ou vendas com abordagem física limitada (corporativo) ou vendas com nenhum contato físico (call center), ou seja, sem experiência do usuário (ergonomia, funcionalidades, beleza etc) com o produto.

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 positivação de lojas para melhor atender o cliente e favorecer as vendas. É sobre este canal que este artigo elabora todo estudo de elasticidade de preço, pois é onde consegue-se avaliar a real aceitação das condições comerciais do produto.

Tabela 1: 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
			Motorola Moto G Plus
High	R$1200 a R$1500	Motorola Moto G DTV	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 3ªG
			Samsung Galaxy J5
Mid	R$500 a R$750	LG K4	Samsung Galaxy J2
			Samsung Galaxy J1 MINI

Fonte: Elaboração própria.

3.2. Escolha das variáveis

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. A lista é reduzida utilizando o *stepwise*, o qual consiste em um método iterativo de retirada de variáveis, através de testes de significância.

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 tende a produzir modelos mais aderentes à realidade.

3.3. Periodicidade

O período escolhido para avaliação da elasticidade dos *smartphones* compreende as vendas desde outubro de 2016 a janeiro de 2017 (123 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.

3.4. Variável Dependente e Variáveis Explicativas

A variável dependente é a venda (produtos na Tabela 1).

As variáveis explicativas estão subdivididas em variáveis explicativas internas e externas.

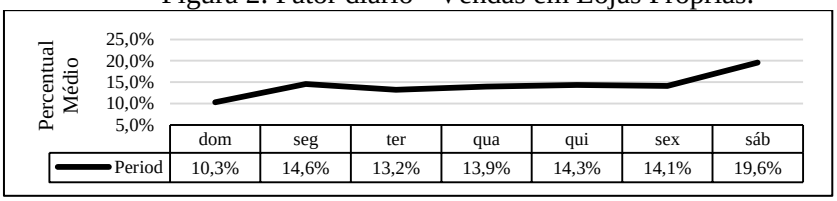
As variáveis internas compreendem os dados internos da empresa, armazenados em sistemas ERP. Para o sucesso deste estudo, ressalta-se a importância da velocidade para obtenção destes dados, com mínimo esforço de recursos envolvidos.

O foco das operadoras é a venda de serviços. Os *smartphones* representam a principal alavanca de vendas dos planos Pós-Pago, com ofertas de preços mais competitivos e atrativos. Logo, a variável preço escolhida é o valor do *smartphone* no plano Pós-Pago.

O Preço dos concorrentes internos é a variável explicativa que representa a canibalização (Copulsky, 1976). A venda de um modelo de *smartphone* é afetada pelo preço do concorrente, normalmente na mesma categoria de preços. A escolha destes concorrentes internos é coerente com sua faixa de preço. (Tabela 1).

O Fator diário é uma variável explicativa interna cujo objetivo é representar o comportamento distinto das vendas em cada dia da semana. A representação é um conjunto de sete observações, repetidos ciclicamente ao longo da série temporal conforme a Figura 2 abaixo:

Figura 2: Fator diário - Vendas em Lojas Próprias.



Fonte: Elaboração Própria.

O Fator Diário precisa ser trabalhado para evitar distorções decorrentes de grandes promoções, pois, do contrário, o efeito preço e de ciclos estarão diluídos nesta variável e, por conseguinte, os parâmetros estimados das elasticidades poderão apresentar bons resultados estatísticos, porém econométricos distorcidos.

A Disponibilidade é a variável que representa o percentual de lojas cujo *smartphone* avaliado está disponível para venda, diariamente. Os valores, portanto, oscilam entre 0% e 100%.

O Fator Semanal visa evitar problemas com datas móveis (ex. *Black Friday* , Dia das Mães etc) e está representada na Figura 3. "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).

A variável Loja Aberta objetiva otimizar o modelo reduzindo o MAPE. Para se evitar problemas matemáticos em séries logarítmicas, adotou-se o valor de 1 (uma) peça vendida em vez de zero (Natal e Ano Novo) e 10000 para os dias de loja aberta.

A variável Preço concorrente externo busca melhor representar o cenário externo, ou seja, o mercado. Logo, optou-se por designar duas variáveis: Buscapé e Jacotei, em virtude da facilidade na mineração de preços nos sites www.buscape.com.br e www.jacotei.com.br.

3.5 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 2.

Tabela 2: Variáveis iniciais - Elasticidade 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	buscape.com.br	semanal
Externo	Elasticidade cruzada	Preço Produto A na concorrência	jacotei.com.br	semanal

Fonte: Elaboração Própria

4. Resultados

A Tabela 3 objetiva facilitar a identificação dos produtos perante as abreviações utilizadas.

Tabela 3: Identificação das Abreviações.

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

Fonte: Elaboração própria.

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 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. (Tabela 4).

Tabela 4: 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

Fonte: Elaboração própria.

4.2 Parâmetros Estimados

Os resultados obtidos com a funcionalidade Dynamic Regression do Software Forecast Pro for Windows (Stellwagen; Goodrich, 2011) estão presentes na Tabela 5, 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 5: Parâmetros estimados no software FPW.

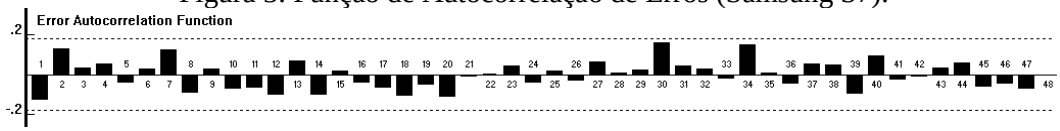
	Elasticidade		**Elasticidade Cruzada Interna**			**Elasticidade Cruzada Externa**		**Proxy**		
Produto	**Preço**	**Disp.**	**Preço Produtos Concorrentes**			**Buscape**	**Jacotei**	**Loja Aberta**	**Fator Diário**	**Fator Sem.**
SS7	-2,855					3,134		0,321	0,834	
MTZ	-3,836	0,712				4,003		0,349	0,834	
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	

Fonte: Elaboração própria.

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 3, abaixo.

Figura 3: Função de Autocorrelação de Erros (Samsung S7).



Fonte: Elaboração própria.

Estes gráficos repercutem os bons resultados dos testes de aderência Durbin Watson e Ljung-Box destacados na Tabela 6..

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 6 demonstram boa aderência.

Tabela 6: 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 GP	122	0,8710	2.003	P=0.5836	0,1931	0,0520
MT GD	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

Fonte: Elaboração própria.

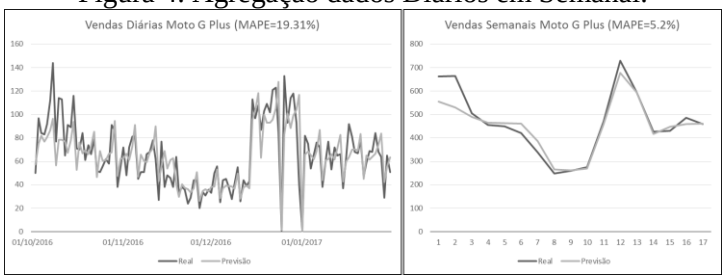
O teste de Ljung-Box testa a hipótese nula de ausência de autocorrelação nos primeiros k lags. O FPW testa a significância das correlações nos primeiros 18 lags. A Tabela 6 descreve o resultado deste teste, no qual as autocorrelações são insignificantes até o lag 18, visto que o valor-p para os testes 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 3 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 6, 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 (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 4: Agregação dados Diários em Semanal.



Fonte: Elaboração própria.

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 6 e na Figura 4.

O indicador MAPE com valores reduzidos, conforme observado na coluna MAPE Série Semanal na Tabela 6, 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 (Hyndman; Athanasopoulos, 2016). 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).

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 7 abaixo e descritas a seguir na análise das variáveis.

Tabela 7: Variáveis presentes em cada modelagem.

Variável	SS S7	MT Z	SS A5	MT GP	MT GD	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**						

Fonte: Elaboração própria.

Com referência aos testes de especificação das variáveis causais, todas as variáveis descritas na Tabela 2 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 (123 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 7.

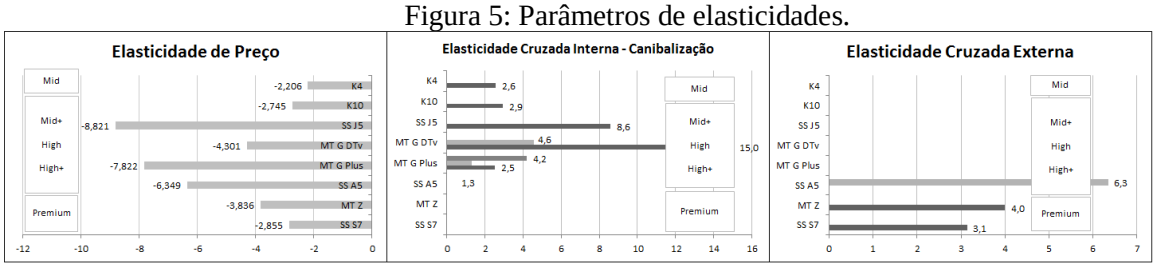
4.4 Análise dos Parâmetros Estimados

A identificação das elasticidades está representada pelos parâmetros de cada variável causal descritas na Tabela 5.

4.4.1 Elasticidade de Preços

Os resultados na Tabela 5 estão ilustrados na Figura 5, abaixo, e repercutem a grande competitividade existente nas categorias de preços centrais (Mid+, High e High+). 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 5: Parâmetros de elasticidades.



Fonte: Elaboração própria.

4.4.2 Elasticidade Cruzada – Ambiente Interno

A elasticidade cruzada demonstrou a canibalização nas categorias de preço High+, High, Mid+ e Mid, nas quais observou-se característica de demanda bastante elástica com relação ao preço do concorrente. (Figura 5). O sinal positivo encontrado monstra que os produtos são substitutos (Botelho, 2005).

4.4.3 Elasticidade Cruzada – Ambiente Externo

A elasticidade cruzada em ambiente externo também foi identificada porém com significância apenas para produtos de alto valor (Figura 5), com o sinal positivo, ou seja, produtos substitutos.

4.4.4 Variável Dummy “Loja Aberta”

A introdução desta variável objetivou reduzir o erro (MAPE) sobre os dois dias de loja fechada dentro do período avaliado, ou seja, Natal e Ano Novo.

4.4.5 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 (Tabela 7).

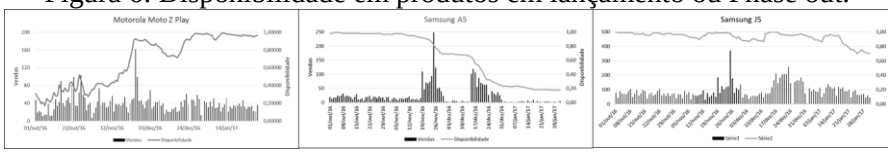
4.4.6 Variável Proxy “Fator Semanal”

O fator semanal é a variável proxy cujo objetivo é extrair a contaminação deste comportamento sazonal (aumento das vendas na Black Friday e Natal). No entanto, o resultado foi inexpressivo (Tabela 5), pois apresentou significância apenas em um produto (Samsung J5) e também demonstrou comportamento inelástico, pois o coeficiente é menor que 1 (0.552).

4.4.7 Variável Disponibilidade

A variável disponibilidade repercutiu efeitos em apenas três produtos (Tabela 5), ressaltando o problema de baixa disponibilidade. Os produtos Samsung A5 e Samsung J5 ambos em processo de “End of Life”, De forma, análoga, porém inversa, a baixa disponibilidade inicial é típica de lançamento de produto (Motorola Moto Z Play) conforme observado na Figura 6.

Figura 6: Disponibilidade em produtos em lançamento ou Phase out.



Fonte: Elaboração própria.

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 deste artigo 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. Os resultados alcançados demonstram aplicabilidade neste competitivo mercado, o qual é caracterizado por grande volatilidade de preços e de vendas.

A elasticidade de preços demonstrou-se muito agressiva nas categorias de preços centrais, com valores muito altos (Tabela 5). Este comportamento respalda as informações da GFK (2016), onde pequenas mudanças de preços provocam variações bruscas de vendas demonstrando a grande sensibilidade a preços nas categorias de preços centrais.

A variável disponibilidade demonstrou-se pouco aplicável, pois demonstrou relevância (Tabela 7) em apenas 3 dos 8 produtos avaliados.

Observa-se que a relevância da disponibilidade de produtos em lançamento ou *phase-out* é perfeitamente coerente com o ciclo de vida, portanto, esta variável deve ser utilizada quando há lançamento e/ou *phase-out* de produtos.

Os efeitos de canibalização também foram fortemente observados nas categorias de preços centrais, próximos a R$1.000,00 (mil reais), respaldando a grande competitividade neste segmento de preços. O segmento Premium é diferenciado, pois esta categoria é menos sensível à mudança de marca. Há necessidade de estudos mais detalhados para explicar o comportamento do consumidor desta categoria de preço.

A escolha dos sites BUSCAPE e JACOTEI não se traduziu como boas opções, pois demonstraram relevância em apenas 3 produtos (Tabela 7). 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. Estudos complementares podem esclarecer este fenômeno nas vendas de *smartphones*.

Por conseguinte, a modelagem para se calcular a elasticidade de preços resultante deste estudo (Tabela 7) 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.

A modelagem univariada capta fenômenos de sazonalidade, ciclos e tendências porém mascaram fenômenos de agressividade de preços, disponibilidade, concorrência. A modelagem causal tem melhor receptividade pois os fenômenos de elasticidade de preços 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, consequentemente, reduz os riscos de ruptura de estoques bem como sobrestoque, e favorece vendas de forma mais competitiva.

Referências

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.

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.

Copulsky, W. Cannibalism In The Marketplace. Journal Of Marketing Research, V. 40, N. 4, P. 103-105, 1976.

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.

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.

Lehman, D.R.;Winner, R.S. Product Management. 2nd. Ed. New York: Mcgraw-Hill, 1997.

Makridakis, S.; Wheelwright, S.C.; Hyndman, R.J. Forecasting Methods And Applications. 3. Ed. [S.L.] Wiley India Pvt. Limited, 2008.

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.

Nijs, V.R. Et Al. The Category-Demand Effects Of Price Promotions. Marketing Science, V. 20, N. 1, P. 1-22, 2001.

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.

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.

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.