

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS
ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

Milena Alves Costa

IMPACTO DINÂMICO DA ESTRATÉGIA DE *MARKETING* EM
DISPOSITIVOS MÓVEIS NO DESEMPENHO DE UMA EMPRESA
VAREJISTA

GOIÂNIA

2018

**TERMO DE CIÊNCIA E DE AUTORIZAÇÃO PARA DISPONIBILIZAR
VERSÕES ELETRÔNICAS DE TESES E DISSERTAÇÕES
NA BIBLIOTECA DIGITAL DA UFG**

Na qualidade de titular dos direitos de autor, autorizo a Universidade Federal de Goiás (UFG) a disponibilizar, gratuitamente, por meio da Biblioteca Digital de Teses e Dissertações (BDTD/UFG), regulamentada pela Resolução CEPEC nº 832/2007, sem ressarcimento dos direitos autorais, de acordo com a Lei nº 9610/98, o documento conforme permissões assinaladas abaixo, para fins de leitura, impressão e/ou *download*, a título de divulgação da produção científica brasileira, a partir desta data.

1. Identificação do material bibliográfico: Dissertação Tese

2. Identificação da Tese ou Dissertação:

Nome completo do autor: Milena Alves Costa

Título do trabalho: Impacto Dinâmico da Estratégia de *Marketing* em Dispositivos Móveis no Desempenho de uma Empresa Varejista

3. Informações de acesso ao documento:

Concorda com a liberação total do documento SIM NÃO¹

Havendo concordância com a disponibilização eletrônica, torna-se imprescindível o envio do(s) arquivo(s) em formato digital PDF da tese ou dissertação.

Milena Alves Costa

Assinatura do(a) autor(a)²

Ciente e de acordo:

M. M. M. M.

Assinatura do(a) orientador(a)²

Data: 16 / 05 / 18

¹ Neste caso o documento será embargado por até um ano a partir da data de defesa. A extensão deste prazo suscita justificativa junto à coordenação do curso. Os dados do documento não serão disponibilizados durante o período de embargo.

Casos de embargo:

- Solicitação de registro de patente;
- Submissão de artigo em revista científica;
- Publicação como capítulo de livro;
- Publicação da dissertação/tese em livro.

² A assinatura deve ser escaneada.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE GOIÁS
FACULDADE DE ADMINISTRAÇÃO, CIÊNCIAS CONTÁBEIS E CIÊNCIAS
ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO

Milena Alves Costa

**Impacto Dinâmico da Estratégia de *Marketing* em Dispositivos Móveis no
Desempenho de uma Empresa Varejista**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas (PPGADM/FACE), da Universidade Federal de Goiás (UFG), como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Severo

GOIÂNIA

2018

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor, através do Programa de Geração Automática do Sistema de Bibliotecas da UFG.

Costa, Milena Alves

Impacto Dinâmico da Estratégia de Marketing em Dispositivos Móveis no Desempenho de uma Empresa Varejista [manuscrito] / Milena Alves Costa. - 2018.
LXXXIII, 83 f.

Orientador: Prof. Dr. Marcos Inácio Severo de Almeida .
Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal de Goiás, Faculdade de Administração, Ciências Contábeis e Ciências Econômicas (FACE), Programa de Pós-Graduação em Administração, Goiânia, 2018.

Bibliografia. Apêndice.

Inclui gráfico, tabelas, lista de figuras, lista de tabelas.

1. Estratégias de Marketing. 2. Dispositivo Móvel. 3. Desempenho. 4. Aplicativo. 5. Rede Social. I. , Marcos Inácio Severo de Almeida, orient. II. Título.

CDU 005



ATA DE DEFESA PÚBLICA DE DISSERTAÇÃO

Aos 30 dias do mês de abril de 2018, no horário de 14 horas e 30 minutos às 16 horas e 10 minutos, foi realizada, em sessão pública, na sala 2110 da FACE a defesa de dissertação *Impacto dinâmico da estratégia de marketing em dispositivos móveis no desempenho de uma empresa varejista*, de autoria da discente Milena Alves Costa, do Programa de Pós-Graduação em Administração – PPGADM da Universidade Federal de Goiás.

A Comissão Examinadora, constituída pelo Professor Marcos Inácio Severo de Almeida, da Universidade Federal de Goiás (UFG) (Membro Interno/Orientador), pelo Professor Sandro Eduardo Monsueto, da Universidade Federal de Goiás (UFG) (Membro Interno/Examinador) e pelo Professor Valter Afonso Vieira da Universidade Estadual de Maringá (UEM) (Membro Externo) emitiu o seguinte parecer:

Resultado Final:

- Aprovada
 Reprovada

Recomendações:

Eu, Marcos Inácio Severo de Almeida, orientador da discente, lavrei a presente Ata que segue por mim assinada e pelos demais membros da Comissão Examinadora.

Prof. Dr. Marcos Inácio Severo de Almeida (Orientador/Presidente/PPGADM/UFG)

Prof. Dr. Sandro Eduardo Monsueto (Examinador Interno/PPGADM/UFG)

Prof. Dr. Ricardo Limongi França Coelho (Examinador Interno/PPGADM/UFG)

Prof. Dr. Valter Afonso Vieira (Examinador/Membro Externo/UEM)

AGRADECIMENTOS

Agradeço a minha avó, Valdivina, que não me deixa desistir e é minha companheira de vida.

Agradeço meu namorado, José Nilton, pela compreensão e companhia.

Agradeço a minha mãe, que, mesmo de longe, é exemplo para mim.

Agradeço o meu professor Marcos Severo, que me acompanha desde a graduação, pela orientação, apoio e apresentação ao mundo da pesquisa, que pretendo seguir, dentro ou fora da Academia. Agradecimento que se estende ao Grupo de Pesquisa e Extensão em *Marketing - ADMKT* e seu cofundador, o professor Ricardo Limongi.

Agradeço o Max pelo auxílio imprescindível na pesquisa de campo.

Agradeço pela experiência e conhecimento proporcionado pelo Programa de Pós-Graduação em Administração e meus colegas de jornada. O que aprendi nesses dois anos é imensurável e terá efeitos de longo prazo na minha vida e na forma como vejo o mundo.

Agradeço o fornecimento de dados e disponibilidade do Lucas e seu pai para com as minhas necessidades. Sempre muito educados e gentis.

Agradeço aos professores Valter Vieira, Sandro Monsueto e Ricardo Limongi por participarem como membros da banca, dedicando parte do seu tempo para avaliar e contribuir com esse trabalho.

Agradeço à Assembleia Legislativa de Goiás por apoiar o aperfeiçoamento dos seus servidores. Espero dar retorno à Casa Legislativa com produção de conhecimento para a prática legislativa. Em particular, agradeço a compreensão do meu chefe Luiz Roberto e pela contribuição de Herberth Santos.

Agradeço à Emília Cristine e ao Paulo Gabriel pelos ouvidos.

RESUMO

O objetivo deste trabalho foi analisar o impacto da estratégia de *marketing* em dispositivos móveis, por meio de divulgação promocional e publicitária em aplicativo agregador de ofertas e rede social, no desempenho da empresa, que será representado pela receita de vendas, lucro bruto e número de vendas. Para alcançar este objetivo, foram analisados os dados durante 91 dias, entre 01 de outubro de 2017 a 31 de dezembro de 2017, de um supermercado de médio porte, sua rede social e as visualizações do seu conteúdo em um aplicativo. A análise ocorreu por meio de modelagem de vetores autorregressiva, método que possui como instrumento de análise de resultados a geração da função impulso resposta, que nos fornecerá a elasticidade da estratégia em rede social e aplicativo no desempenho. Os resultados são: as visualizações do aplicativo possuem efeito direto no número de vendas, vendas totais e lucro bruto do supermercado. O alcance das postagens (variável relacionada à rede social), teve efeito apenas no aplicativo, o que demonstra impacto indireto no desempenho. Conclui-se que a integração dos canais de comunicação em dispositivos móveis possui impacto direto e indireto no desempenho do negócio, sendo alternativas viáveis para as empresas varejistas de médio porte realizarem investimentos em *marketing*.

Palavras-chave: Estratégias de *Marketing*; Dispositivo Móvel; Desempenho; Aplicativo; Rede Social.

ABSTRACT

The aim of this paper was to analyze the impact of the *marketing* strategy in mobile devices, through promotional and advertising publicity in offers aggregator app and social media, in company performance, which will be represented by the sales revenue, gross profit and number of sales. To achieve this goal, the data was analyzed in 91 days, from October 1st to December 31st of 2017, of a midsize supermarket, its social media and the visualizations of its content in an app. The analyses happened by an autoregressive modeling, method that has as an analyses tool result the generation of the impulse response function, that will provide the strategies elasticity in social media and app in performance. The results are: the visualizations of the app have direct effect on the number of sales, total sales and gross profit of the supermarket. The reach of posts (variable regarding to the social media), had effect only on the app, which demonstrates indirect impact in performance. It can be concluded that the communication channels integration in mobiles devices have a direct and indirect impact on the business performance, being a practicable alternative to the midsize retail companies invest in *marketing*.

Keywords: *Marketing* Strategies; Mobile Devices; Performance; App; Social Media.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Figura conceitual da efetividade da publicidade em dispositivos móveis.	22
Figura 2. Figura conceitual de impacto da estratégia em dispositivo móvel no desempenho.	31
Figura 3. Imagens da tela inicial do aplicativo com destaque para os dias promocionais do supermercado.	45
Figura 4. Promoções divulgadas no aplicativo.	45
Figura 5. Linha do tempo do quase-experimento no Instagram.	47
Figura 6. Postagem com conteúdo publicitário.	48
Figura 7. Dia promocional (terça da padaria), com as ofertas na legenda da imagem.	48
Figura 8. Dia promocional (quarta e quinta do hortifrúti), com as ofertas na legenda da imagem e menção ao aplicativo.	49
Figura 9. Dia promocional (Carnes e bebidas), sem a especificação dos produtos que estão em promoção.	49
Figura 10. Álbum com ofertas especiais para o Natal. Foi feito um álbum, em que a foto inicial é o anúncio e as subsequentes são com os produtos em promoção.	50
Figura 11. Gráfico das vendas totais do supermercado, número de vendas e lucro bruto.	52
Figura 12. Com os dados suavizados por filtro exponencial.	54
Figura 13. Com os dados suavizados por filtro exponencial.	55
Figura 14. Gráfico das vendas totais do supermercado, número de vendas e lucro bruto em nível.	57
Figura 15. Gráfico de alcance da postagem por dia em nível.	58
Figura 16. Gráfico de visualizações do conteúdo do supermercado no aplicativo em nível.	58
Figura 17. Função resposta ao impulso do Aplicativo.	64
Figura 18. Função resposta ao impulso do Alcance.	66
Figura 19. Relacionamentos encontrados e suas respectivas elasticidades.	68

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 As eras do <i>marketing</i> digital, em redes sociais e dispositivos móveis	17
Tabela 2 Comparação entre estratégias <i>Push</i> e <i>Pull</i>	25
Tabela 3 Síntese dos estudos que utilizaram o modelo VAR para analisar os efeitos da atividade de <i>marketing</i> no desempenho	33
Tabela 4 Comparação entre estratégias <i>Push</i> e <i>Pull</i>	50
Tabela 5 Definição das variáveis.....	51
Tabela 6 Estatísticas descritivas das variáveis de desempenho.....	52
Tabela 7 Variáveis de desempenho em relação aos dias da semana e meses.....	53
Tabela 8 Estatísticas descritivas das variáveis relacionadas ao dispositivo móvel	53
Tabela 9 Média do Alcance de acordo com a estratégia de entrega e conteúdo	54
Tabela 10 Visualizações no aplicativo de acordo com o dia da semana	55
Tabela 11 Média das variáveis de desempenho antes e depois da pesquisa.....	56
Tabela 12 Informações sobre gênero e faixa etária dos usuários que visualizaram as postagens promocionais	56
Tabela 13 Resultado do teste de raiz unitária com as variáveis em logaritmo.....	59
Tabela 14 Resultado do teste de raiz unitária em primeira diferença para Alcance.....	59
Tabela 15 Resultado da seleção do número de defasagens	60
Tabela 16 Teste de autocorrelação dos erros para o modelo com 1 defasagem.....	61
Tabela 17 Teste de autocorrelação dos erros para 2 defasagens	61
Tabela 18 Condição de estabilidade para o modelo com 2 defasagens.....	61
Tabela 19 Teste de normalidade dos resíduos do modelo com 2 defasagens.....	62
Tabela 20 Resultado do teste de casualidade de Granger.....	62
Tabela 21 Resumo dos resultados do teste de casualidade de Granger	63
Tabela 22 Valores da função resposta do número de vendas e vendas totais ao impulso do Aplicativo	64
Tabela 23 Valores da função resposta do lucro bruto e alcance ao impulso do Aplicativo	65
Tabela 24 Valores da função resposta do número de vendas e vendas totais ao impulso do Alcance	66
Tabela 25 Valores da função resposta do lucro bruto e alcance ao impulso do Alcance.....	67

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO.....	11
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	14
2.1 Marketing no varejo de médio porte	14
2.2 Marketing em dispositivos móveis	17
2.2.1 Conteúdo da empresa em dispositivos móveis: publicidade, promoção e rede social	20
2.2.2.1 Efeito da publicidade em dispositivos móveis no desempenho	21
2.2.1.2 Impacto da promoção	22
2.2.1.3 Impacto das redes sociais no desempenho financeiro	25
2.3 Desempenho financeiro	28
2.3.1 Figura conceitual	30
2.4 Modelagem VAR em marketing	31
3 MÉTODO	36
3.1 Teste de Raiz Unitária	36
3.2 Vetor Autorregressivo – VAR	39
3.2.1 Especificação de modelo: definição a ordem p	40
3.2.2 Função Resposta ao Impulso	41
3.2.4 Teste de Granger – Casualidade	41
3.2.5 Equação do modelo	42
3.3 Dados	42
3.3.1 Dados do supermercado	43
3.3.2 Aplicativo	43
3.3.3 Instagram	46
3.3.4 Operacionalização e definição das variáveis	50
4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS	52
4.1 Estatísticas descritivas	52
4.1.1 Dados adicionais do Instagram	56
4.2 Análise visual de quebra estrutural	56
4.3 Teste de raiz unitária	59
4.4 Modelo de Auto Regressão Vetorial (VAR)	60
4.4.1 Número de defasagens do modelo	60
4.4.2 Teste de casualidade de Granger	62
4.4.3 Função Resposta ao impulso	63

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	71
6 REFERÊNCIAS	73
APÊNDICE – OUTPUT DO MODELO VAR	80

1 INTRODUÇÃO

A inserção das organizações no universo digital não é novidade. Desde os anos 2000, período em que o uso de computadores com *Internet* foi popularizado, as empresas utilizam esse meio para suas atividades. O *Marketing* está inserido intensamente neste âmbito, ao ponto de que o *marketing* digital não necessita ser diferenciado, afinal, todas as ações da função envolvem um componente digital (Lamberton & Stephen, 2016). Embora a essência tenha se mantido, presenciam-se mudanças, como o crescimento exponencial de dados para a tomada de decisão, como, por exemplo, alteração de preço dinâmica e a emergência de novas mídias e canais (Shankar & Yadav, 2010).

O fenômeno social de uso contínuo do celular, principalmente os chamados *smartphones*, junto à evolução dos dispositivos móveis, com ferramentas de localização e acesso a informações customizadas, é uma oportunidade para sua utilização como canal de divulgação de conteúdo promocional e publicitário de empresas que possuem recursos limitados, como as de médio porte do varejo (Danaher, Smith, Ranasinghe, & Danaher, 2015). O *Instagram* (2017) anunciou que possui 25 milhões de perfis comerciais na sua plataforma, a maioria pertencente a pequenas empresas que o utilizam para alavancar seus negócios, inclusive com operações realizadas diretamente pela rede social. O investimento em *marketing* digital por pequenas e médias empresas tende a crescer, com 40% dos empresários entrevistados nos Estados Unidos pretendendo aumentar seus gastos nesta área, e não apenas nas redes sociais, mas também no canal móvel, em vídeos e busca patrocinada (EMarketer, 2017).

Embora seja possível constatar que empresas tenham aumentado a sua participação no ambiente digital, principalmente em redes sociais, é comum serem visualizadas páginas comerciais inativas sem atualização do conteúdo da organização. O ceticismo em relação ao efeito do canal digital para o *Marketing* em variáveis financeiras pode ser um motivo. As pequenas e médias empresas não utilizam o canal estrategicamente ou não aproveitam completamente os instrumentos oferecidos (Gilmore, Gallagher, & Henry, 2007). A entrada no contexto digital acontece de maneira imprudente e para acompanhar o que os concorrentes estão fazendo, sem reflexão da sua eficácia e ajuste ao negócio, o que pode causar a descontinuação do investimento.

O objetivo deste trabalho é analisar o impacto da estratégia de *marketing* em dispositivos móveis, por meio de divulgação promocional e publicitária em aplicativo agregador de ofertas e rede social, no desempenho da empresa, que será representado pela receita de vendas, lucro bruto e número de vendas (*proxy* para movimentação da loja). Para alcançar este objetivo,

analisam-se os dados de um supermercado de médio porte durante 91 dias, entre 1º de outubro de 2017 a 31 de dezembro de 2017. A análise ocorreu por meio de modelagem autorregressiva, método que possui como instrumento de análise de resultados a geração da função resposta ao impulso, que fornecerá a elasticidade da estratégia em rede social e aplicativo no desempenho. Com isso, busca-se auxiliar a tomada de decisão do médio varejista sobre o investimento em estratégias de *marketing* em dispositivos móveis e responder a seguinte pergunta: as dinâmicas do relacionamento entre visualizações de promoções em aplicativo agregador de ofertas e rede social possuem impacto no desempenho financeiro de uma loja varejista?

A literatura em dispositivos móveis abordou a efetividade do *marketing* no formato de banners em *sites mobile* e aplicativos na atitude e intenção de compra (Bart, Stephen & Sarvary, 2014), no envio de SMS para pessoas em um metrô lotado na compra de um serviço (Andrews, Luo, Fang, & Ghose, 2015) e até diferenciando de acordo com o clima (Li, Luo, Zhang, & Wang, 2017). As promoções, em particular, são mais eficazes quando baseadas na localização (Fang, Gu, Luo & Xu, 2015), se o valor nominal de resgate é alto, quando a distância do local de recebimento do cupom é menor para a loja de resgate e as ofertas são agregadas (Danaher et al., 2015). Em redes sociais, a efetividade no desempenho financeiro também foi estudado, com Kumar et al. (2016) concluindo que o conteúdo gerado pela empresa aumentou a rentabilidade por cliente e as interações entre ele e a empresa, tanto no aspecto transacional (gasto do consumidor) quanto no relacional (compra em diversas categorias de produtos), e Rishika et al. (2013) atestam que, quando o cliente faz parte da rede social de uma empresa, a frequência de visitas aumenta 5,2% em comparação com aqueles que não estão na rede social.

A abordagem sobre dispositivos móveis, no entanto, ainda possui lacunas. Yadav e Pavlou (2014) apontam que a integração de publicidade e campanhas promocionais que utilizam ferramentas móveis de redes sociais e baseadas na localização (SocialLocalMobile - SoLoMo) é uma lacuna da pesquisa com a prática. Neste sentido, Porto, Santos e Santana (2017) questionam se há efeitos distintos das redes sociais quando outras mídias digitais são consideradas, como aplicativos. Este trabalho tentará responder essas indagações.

Depois de analisados os dados, conclui-se que a estratégia de *marketing* em dispositivo móvel que possui efeito direto nas métricas de desempenho financeiro é a quantidade de visualizações da veiculação de mensagens promocionais do supermercado no aplicativo agregador de ofertas, que possui efeitos retardados por 14 dias após a ação, enquanto o alcance do conteúdo gerado pela empresa no *Instagram* obteve apenas efeito indireto (aumenta a quantidade de visualizações do aplicativo).

Este resultado contribui para a tomada de decisão dos administradores de empresas de médio porte varejistas para a realização de investimento integrado em *marketing*, com o aplicativo impactando diretamente o resultado financeiro, enquanto a rede social contribui no crescimento do número de visualizações dele.

As contribuições acadêmicas são diversas. Apresenta-se a elasticidade de uma medida relacionada à efetividade do aplicativo no desempenho financeiro, aborda-se a mensuração do desempenho de rede social e aplicativo em uma empresa de médio porte, sendo que este tipo de empresa reflete o mercado brasileiro (Vieira, 2012); é realizada a análise da rede social em conjunto com aplicativo, uma lacuna na literatura apresentada por (Porto, Santos & Santana, 2017); e, consegue-se integrar publicidade e campanhas promocionais que utilizam ferramentas móveis, localização por exemplo, como apontado por Yadav e Pavlou (2014).

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O objetivo deste capítulo é apresentar o tópico de *marketing* em dispositivos móveis, com foco no seu impacto. Inicialmente, contextualiza-se *marketing* no varejo de médio porte. Posteriormente, revisa-se a literatura sobre *marketing* em dispositivos móveis, como foco em publicidade, promoção e rede social. Na terceira subseção apresenta-se a definição de desempenho financeiro adotada e a figura conceitual. Finalmente, na quarta subseção, são discutidas pesquisas da área de *marketing* que utilizaram a modelagem de vetor autorregressivo (VAR).

2.1 *Marketing* no varejo de médio porte

O varejo é o intermediário entre o fabricante e o consumidor final (Giuliani, 2014; V. Kumar, Anand, & Song, 2017), distribuindo produtos e serviços, e como setor possui relevante papel econômico e social na Economia Brasileira. O varejo restrito, caracterizado pelos bens de consumo, com exceção das concessionárias de veículos e material de construção (IBGE, 2018), representou 20,84% do Produto Interno Bruto (PIB) no ano de 2016, embora essa participação tenha diminuído (6,2% menor em comparação com 2015) (Sociedade Brasileira de Varejo e Consumo, 2017). Também é o segundo maior empregador do país (22,3%), quando considerado junto ao atacado. No segmento de hiper e supermercados a representatividade foi de 5,4% do PIB no ano de 2016, com 1,809 milhão de funcionários e 89 mil lojas espalhadas pelo país (Sociedade Brasileira de Varejo e Consumo, 2017).

Uma parcela dos estabelecimentos varejistas não instiga o interesse da pesquisa acadêmica em *marketing* devido ao seu baixo nível de investimento na área, irrelevante influência na publicidade e atendimento de número limitado de clientes. São as empresas de médio porte. Elas não atraem o interesse do Serviço Brasileiro de Apoio às Micro e Pequenas Empresas (SEBRAE), que possui foco em empreendedorismo, e não são grandes o suficiente, em que as companhias possuem aporte de investimentos que causam impacto no mercado. De acordo com a classificação do Banco Nacional de Desenvolvimento (BNDES, 2018), a média empresa é aquela com receita operacional bruta ou renda anual maior que R\$4,8 milhões e menor ou igual a R\$300 milhões, ou seja, a amplitude de receita desta categoria é vasta, possibilitando a abrangência de empresas com características diversas.

Nesse sentido a Associação Brasileira de Supermercados (ABRAS, 2018) estima que existam 37,7 mil supermercados (dois ou mais caixas) e 51,3 mil varejos tradicionais (apenas um caixa). O contexto de pesquisa englobará os supermercados de médio porte, isto é, estabelecimento de varejo com dois ou mais caixas que tem receita anual maior que R\$4,8

milhões e menor que R\$300 milhões. No caso, a empresa foi fundada no ano de 1985, possui 53 funcionários (até dezembro de 2017) e o gerenciamento é familiar. O objetivo é testar se a publicidade e promoção em dispositivos móveis impactará positivamente o desempenho financeiro do negócio.

A execução de atividades de *marketing* na empresa é similar à apresentada por Carson (1985), em que denomina como *do-it-yourself approach* (abordagem faça você mesmo, em tradução livre). As ações não são integradas ou coordenadas, traduzindo em táticas esparsas que não possuem conexão. No supermercado estudado, por exemplo, são executadas atividades como distribuição de *flyers* na região, utilização de carro de som, impressão de ofertas para anúncio no ambiente interno, emissão de cupons fiscais e sacolas personalizadas com a logomarca do supermercado, mas não há conhecimento sobre a efetividade dessas atividades em vendas, ou outras variáveis de desempenho. Essa abordagem prejudica o impacto do *marketing* e aumenta o ceticismo em relação à sua capacidade de contribuir para o crescimento da empresa (Carson, 1985). Logo, as particularidades do *marketing* praticado no contexto de micro, pequenas e médias empresas foram debatidas pela literatura. Carson (1985) aponta que as pequenas empresas possuem limitações de recursos, falta de perícia e impacto inexpressivo no mercado em consequência do seu tamanho. Considerando esta realidade, a educação de *marketing* deve ser contextualizada para esses proprietários, uma vez que a prática desta função é dependente das atitudes e suas experiências (McCartan-Quinn & Carson, 2003).

De acordo com Simpson, Padmore, Taylor, e Frecknall- Hughes (2006) o *marketing* para pequenas e médias empresas não possui definição estabelecida ou teoria unificadora, e os conceitos existentes são adaptações dos formulados para grandes empresas (Reijonen, 2010) ou o relaciona com empreendedorismo. Apesar de ser diferente da estruturação da função nas grandes companhias, os objetivos fundamentais são os mesmos, como gestão do *mix* de *marketing* para atrair consumidores e obter ganhos financeiros, desenvolvimento de relacionamentos pessoais com os clientes e com outras empresas do mercado para formar uma rede (Coviello, Brodie, & Munro, 2000).

A informalidade no planejamento de *marketing* é uma característica frequentemente associada à administração de pequenas e médias empresas (Fuller, 1994; O'Donnell, 2011), mas os estudos não identificaram relação entre planejamento e desempenho de mercado na pesquisa com executivos de vários setores de Coviello, Brodie e Munro (2000). Ainda segundo os autores, a informalidade não é necessariamente uma fraqueza, e sim uma característica deste tipo de organização. Pérez- Cabañero, González- Cruz, e Cruz- Ros (2012) constataram o

contrário, afirmando que as capacidades de planejamento de *marketing* e precificação tiveram impacto positivo no desempenho financeiro de pequenas e médias manufaturas familiares, demonstrando que este ponto não é pacificado na literatura. Ainda na tentativa de relacionar a prática de *marketing* com desempenho, Simpson, Padmore, Taylor, e Frecknall- Hughes (2006), concluíram que empresas categorizadas como *Marketing led* (guiada pelo *marketing*, em tradução livre) apresentaram maior número de funcionários e volume de negócios, o que poderia sugerir uma relação entre atividade de *marketing* e desempenho financeiro. Na verdade, a relação ocorre entre o estágio em que a empresa se encontra e sua disposição para desenvolver a função internamente.

No contexto brasileiro na análise de múltiplos casos de micro e pequenas empresas atuantes no setor de varejo, Cavazza et al. (2014) concluíram que o ambiente interno (funcionários, programas, processos) e externo (incerteza, ameaça dos concorrentes e dependência dos fornecedores) influenciaram as estratégias aplicadas pelos proprietários e que elas consideraram o ambiente como um todo para a tomada de decisão. De acordo com Coelho et al. (2015) as ações de *marketing* são realizadas intuitivamente, no contexto de micro e pequenas organizações, baseando-se na percepção do proprietário e sua rede de relações. A observação do comportamento dos clientes funciona como base para as ações, num processo de aprendizagem constante pelo dono do negócio (Coelho et al., 2015).

Ainda nesse sentido, Vargas, Trindade e Horbe (2014), destacam que nos micros empreendimentos estudados não há departamento de *marketing* na sua estrutura, como em O'Donnell (2011). As decisões são centralizadas nos proprietários, não fundamentadas, e sem preocupação sobre o retorno dos investimentos em mídia (Vargas et al., 2014). Os administradores de pequenas empresas compreendem que o *marketing* é estratégico, mas ainda há desconfiças sobre sua capacidade de aumentar o desempenho (Reis Neto, Muñoz-Gallego, Souza, & Rodrigues, 2013).

Embora a influência da média empresa seja pequena, em relação com as maiores, o conjunto dessas organizações exercem impacto econômico e social em uma região e no país. A partir da observação que essas organizações estão cada vez mais envolvidas em ações de *marketing* digital, cumpre avaliar se essas atividades estão tendo efeitos práticos na melhoria do desempenho dessas empresas. Kumar et al. (2016), por exemplo, sugerem que os canais de mídias tradicionais ainda são mais efetivos no varejo, mas atestam que os novos meios são capazes de entregar benefícios consistentes. Os resultados deste estudo facilitarão a tomada de

decisão dos administradores, sejam eles proprietários ou não, quanto à viabilidade da realização de estratégias no âmbito digital, móvel e de redes sociais.

2.2 Marketing em dispositivos móveis

No contexto das pequenas e médias empresas, em que o planejamento de *marketing* é intuitivo (Coelho et al., 2015) e os recursos são escassos (Carson, 1985), as redes sociais e os aplicativos em dispositivos móveis se apresentam como estratégias alternativas (Shankar & Yadav, 2010) para a difusão de promoções (divulgação de ofertas para aumentar a movimentação nas lojas físicas ou virtuais) e publicidade institucional (propaganda para a própria empresa) do varejista (Kumar et al., 2017), com a expectativa de aumentar o desempenho.

Kumar, Anand e Song (2017) destacam essa tendência, apontando a necessidade do varejo de divulgar promoções baseadas na localização, que atinjam o público-alvo, e veiculação de campanhas criativas em redes sociais, engajando o público, a fim de obter resposta favorável do mercado. Construir comunidade de marca, criar engajamento e conteúdo próprio, sustentar relacionamento com os consumidores, coletar informações de mercado, oferecer serviços, testar novas ideias, direcionar tráfego à *sites* e lojas físicas varejistas, anunciar serviços e produtos e estimular comportamento fora do âmbito digital, são ações possíveis por meio das tecnologias de *marketing* digital, em redes sociais e dispositivos móveis (Lamberton & Stephen, 2016). A Tabela 1 mostra a evolução deste tópico, sendo que o *marketing* em dispositivos móveis é um tema recente na literatura.

Tabela 1

As eras do *marketing* digital, em redes sociais e dispositivos móveis

	Expressão individual	A Internet como uma ferramenta	Fonte de informações do mercado
ERA 1 - A mídia digital configura e facilita o comportamento do consumidor (2000/2004)	Beneficia o consumidor por ampliar a vida off-line;	Para os consumidores melhorarem a qualidade de escolha sem maior esforço ou preço;	Para observar, analisar e prever comportamento.
ERA 2 - Consumidores configuram o <i>marketing</i> digital, em redes sociais e dispositivos móveis:	Beneficia o consumidor pelo compartilhamento de opiniões e narrativas;	Para empresas e consumidores coletarem informações da posição de rede interatividade observada entre os atores do mercado.	

boca a boca e redes sociais (2005/2010)				
ERA 3 – A era das redes sociais (2011/2014)	Beneficia tanto os consumidores quanto as empresas através da transmissão viral e criação de conteúdo;	Para profissionais de marketing que podem se beneficiar do conteúdo gerado pelo usuário;	De plataformas específicas de redes sociais.	
Atualmente - Ascensão da cultura de marketing digital, em redes sociais e dispositivos móveis e o mundo pós digital	Beneficia as empresas diferentemente em relação à volume contra valência;	Para empresas e consumidores, podem se beneficiar ao usar ou comprar termos de busca;	Menor custo que outros métodos.	

Nota. Fonte: Adaptado de “A Thematic Exploration of Digital, Social Media, and Mobile Marketing: Research Evolution from 2000 to 2015 and an Agenda for Future Inquiry”, de C. Lambertson e A. T. Stephen, 2016, *Journal of Marketing*, 80(6), p. 153.

Dispositivos móveis são aparelhos eletrônicos e portáteis utilizados pelas pessoas, os quais elas interagem frequentemente e carregam para todos os lugares (Andrews, Goehring, Hui, Pancras, & Thornswood, 2016), tornando-os objetos pessoais e inseridos na cultura (Shankar, Venkatesh, Hofacker, & Naik, 2010). Nesta definição estão inclusos telefones celulares, *smartphones*, *tablets*, *mini-tablets*, *phablets (telofones-tablets)* e tecnologias vestíveis (*smartwatch*, *google glass*) (Andrews et al., 2016). Suas principais propriedades são: ultra portabilidade, localização (Shankar et al., 2010), ubiquidade, conveniência, personalização, flexibilidade, acessibilidade e conectividade (Varnali & Toker, 2010). Para Grewal, Bart, Spann, e Zubcsek (2016) e Shankar et al. (2010), a característica que os diferencia é a habilidade de suportar aplicações baseadas na localização exata, por meio de GPS (*Global Positioning System*), 3G (atualmente o que se desenvolve é a 4ª geração – 4G de tecnologia móvel sem fio) e endereço IP (*Internet Protocol*) (Shankar & Yadav, 2010; Hennig-Therau et al., 2010). Destaque-se que a característica móvel enquanto tecnologia não é homogênea. Há uma variedade de estruturas e condição de portabilidade (Fritz, Sohn, & Seegebarth, 2017), e isso influencia na escolha da estratégia por meio desses canais.

A ubiquidade dos dispositivos móveis, no sentido de que todos estão disponíveis a qualquer hora e lugar, e a possibilidade de acessar outras pessoas e conteúdo digital é um benefício que possibilita uma variedade de ações (Hennig-Therau et al., 2010), e representa

oportunidade para as organizações, que terão acesso constante e direto ao seu público-alvo e facilidade na difusão de conteúdo publicitário e promocional (Grewal et al., 2016). Os varejistas podem enviar mensagens e cupons quando os clientes estão nas proximidades da sua loja física (ou do concorrente), o que aumenta as chances de realização de uma compra (Andrews et al., 2016), criar e manter *site* específico para o canal móvel, oferecer serviço de atendimento ao consumidor e gerenciar conteúdo próprio em rede social (Shankar et al., 2010).

Shankar, Venkatesh, Hofacker, & Naik (2010) definem *marketing* em dispositivos móveis como um modo de comunicação múltiplo para publicidade e promoção de uma empresa para com seus consumidores utilizando o meio móvel. Fritz et al. (2017) ampliaram o conceito, afirmando que representam as atividades de *marketing* (promoção, criação de produto, distribuição, serviço de pagamento, resposta dos consumidores a estas ações) que são executadas nestes dispositivos ou utilizam tecnologia móvel. Para Varnali e Toker (2010) eles se tornaram um canal de *marketing* devido ao seu desenvolvimento tecnológico, penetração no mercado e capacidade de acessar consumidores eletronicamente todo o tempo. Um importante fator para ter sucesso no meio móvel é compreender o público alvo (Grewal et al., 2016; Shankar et al., 2010), considerando que há diferenças culturais em relação ao uso e receptividade de mensagens publicitárias (Shankar et al., 2010). Destaca-se que dispositivos móveis podem se referir à mídia, dispositivo, canal ou tecnologia móvel (Shankar et al., 2010).

Shankar et al. (2010) mencionam que o *marketing off-line*, *online* e em dispositivos móveis são diferentes, embora não aprofundem esse pensamento. Para os autores, o *marketing off-line* origina-se dos fabricantes para os varejistas e dos varejistas para os consumidores, num processo de cima para baixo. No contexto *online* os consumidores buscam as informações. Já os dispositivos móveis possibilitam uma comunicação de duas vias, com os consumidores informando a sua localização e necessidade e os varejistas divulgando localização da loja, disponibilidade de produto, qualidade, preço, envio de cupons, personalizado de acordo com o cliente (Shankar et al., 2010). Cumpre notar que as redes sociais possuem características similares aos dispositivos móveis em relação à comunicação.

Os dispositivos móveis, como canal de mídia, popularizaram a partir da expansão de acesso à Internet com velocidade rápida e preço exequível, ao surgimento de redes sociais e à adoção massiva de dispositivos móveis com capacidade técnica similar à de computadores, os chamados *smart* (Grewal et al., 2016; Lambertson & Stephen, 2016). Na “Pesquisa Sobre o Uso das Tecnologias de Informação e Comunicação nos Domicílios Brasileiros – TIC Domicílios” de 2016, conduzida pelo Centro Regional de Estudos para o Desenvolvimento da Sociedade da

Informação (Cetic.br, 2017), 78% dos usuários de Internet a utilizam para o acesso a redes sociais, ficando atrás apenas da atividade de envio de mensagens instantâneas (89%). Ainda segundo o estudo, a proporção de domicílios com acesso à Internet, mas sem computador, dobrou entre os anos de 2014 (7%) a 2016 (14%), demonstrando uma transição de computadores fixos para dispositivos móveis (Andrews et al., 2016), principalmente entre classes sociais mais baixas e áreas que não possuem disponibilidade de banda larga fixa. A Fundação Getúlio Vargas (FGV, 2017) estimou que haveria 1 (um) smartphone em uso para cada pessoa no Brasil até o fim do ano de 2017, isso quando não são considerados *tablets* e *notebooks*¹.

2.2.1 Conteúdo da empresa em dispositivos móveis: publicidade, promoção e rede social

No contexto de *marketing* em dispositivos móveis, a comunicação é um dos seus aspectos primordiais, abrangendo publicidade e promoção (Shankar, 2016), e que são conceitos diferentes. Publicidade em dispositivos móveis possui o objetivo de criar valor de marca e influenciar atitudes relacionada a ela, ou seja, é institucional. Já promoções em dispositivos móveis foca no oferecimento de ofertas, com troca de valor para o cliente, almejando resultado de curto prazo, como o aumento da movimentação da loja ou vendas (Andrews et al., 2016; V. Kumar et al., 2017). Cumpre destacar que as redes sociais podem ser acessadas por meio de navegadores *web* ou por aplicativos em dispositivos móveis (Kietzmann, Hermkens, McCarthy, & Silvestre, 2011), sendo o último modo de acesso o foco deste trabalho.

O pagamento pela divulgação de promoções e publicidade é um aspecto relevante neste contexto, como a divulgação por plataformas de terceiros (Grewal et al., 2016) e disseminação nas redes sociais. O Facebook, por exemplo, alterou seu algoritmo para limitar o alcance orgânico de páginas comerciais na plataforma, salvo conteúdo pago (UOL, 2014). Nas pequenas e médias empresas, de acordo com O'Donnell (2011), o gasto com publicidade paga é limitado, e a decisão é influenciada pela prática de empresas que estão no mesmo setor e de porte similar. Ou seja, há um padrão de gastos estabelecido. Considerando este aspecto a publicidade paga pode ser uma estratégia para o aumento do desempenho do supermercado.

Além de limitações técnicas quanto ao tamanho da tela de dispositivos móveis (Li et al., 2017), outra barreira deste canal se refere à preocupação crescente quanto à privacidade no uso de dispositivos móveis, devido ao seu acesso à informações pessoais e localização (Grewal et

¹ *Tablets*, neste estudo, são considerados como dispositivos móveis. Mas a FGV os classificou metodologicamente junto aos *desktops* (computadores de mesa).

al., 2016; Varnali & Toker, 2010), mas isso varia de acordo com a cultura (Andrews et al., 2016; Varnali & Toker, 2010). O detalhamento das informações pessoais, embora direcionem as promoções de modo cada vez mais customizado, também são vistos como intromissão (Andrews et al., 2016). Outras inconveniências que estão relacionadas à promoção em dispositivos móveis é o recebimento de mensagens em local e horário inapropriado, irrelevância da oferta para quem a recebeu, prazo de usufruto pequeno ou inviável e excesso de informação recebida (isso ocorre quando o envio de ofertas não é direcionada), de acordo com Andrews et al. (2016).

Yadav e Pavlou (2014) concluem que a pesquisa de publicidade e promoção em ambientes mediados pelo computador, embora aborde temas como os anúncios em formato de *banner*, monitoramento dos efeitos de repetição e a comparação entre anúncios veiculados virtualmente daqueles tradicionais, ainda não é suficiente para compreender a riqueza desses tópicos, principalmente no contexto de dispositivos móveis. Em vista dos benefícios associados ao uso desse canal para a divulgação de ofertas e propaganda da empresa, é necessário avaliar a efetividade dessas estratégias no desempenho financeiro, contribuindo para a tomada de decisão dos administradores sobre a viabilidade do investimento de *marketing* em dispositivos móveis. Lamberton e Stephen (2016) criticam o foco excessivo na relação do uso de tecnologias digitais com vendas e outros resultados relacionados à receita, embora o interesse no tema seja um dos maiores nas pesquisas recentes da área (2015-2016). Cumpre destacar que, no supermercado, essas métricas são as mais importantes na avaliação do desempenho e da situação financeira, e, se elas não forem inclusas, a pesquisa se afastará da prática.

2.2.2.1 Efeito da publicidade em dispositivos móveis no desempenho

Publicidade é o segundo tópico mais frequente em pesquisas sobre *marketing* digital, em redes sociais e dispositivos móveis devido à sua transformação nos últimos anos, com o aumento da relevância da mídia paga, surgimento de novos canais (redes sociais e dispositivo móveis) e às novas técnicas de redirecionamento ao público-alvo (Lamberton & Stephen, 2016). Grewal et al. (2016) apresentam uma estrutura conceitual para avaliação da efetividade de publicidade em dispositivos móveis (Figura 1). Segundo os autores, para as campanhas disseminadas por empresas, fabricantes e fornecedores de serviços serem bem-sucedidas, os responsáveis devem ter compreensão sobre as variáveis ambientais, contexto tecnológico e referentes aos consumidores para a definição dos objetivos do anúncio. Os fatores mercadológicos são considerados a partir dos elementos do anúncio, que devem ser apropriados

ao objetivo, e como serão contabilizados seus resultados. As características da empresa influenciam todo o processo.

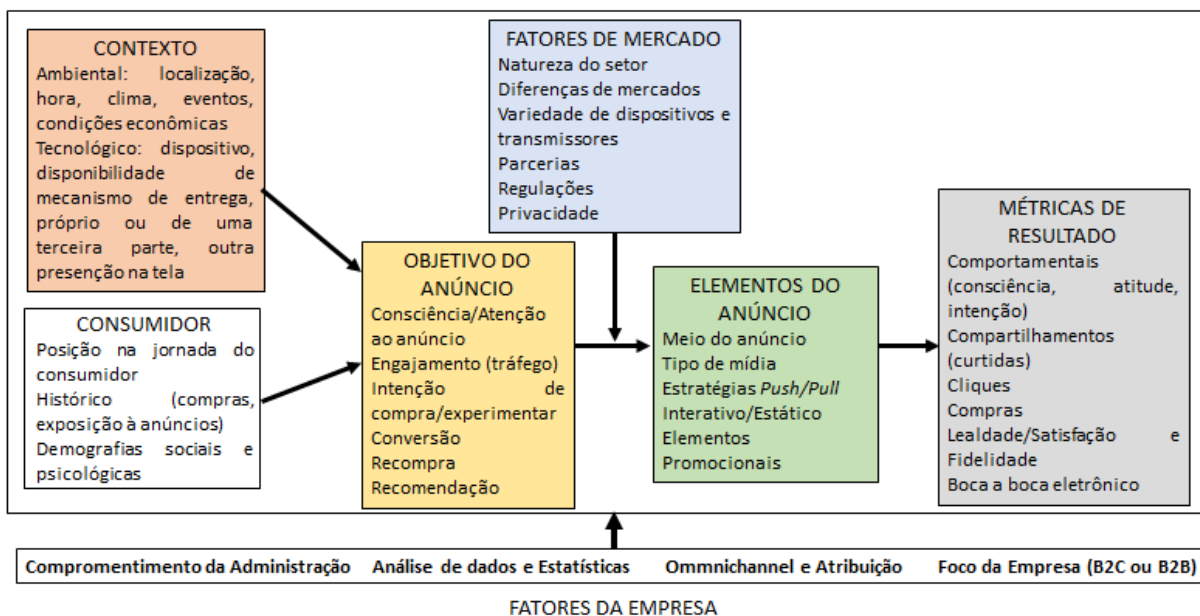


Figura 1. Figura conceitual da efetividade da publicidade em dispositivos móveis.

Fonte: De “Mobile Advertising: A Framework and Research Agenda” de D. Grewal, Y. Bart, M. Spann e P. P. Zubcsek, 2016, *Journal of Interactive Marketing*, 34(June), p. 4. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2016.03.003>

Bart, Stephen e Sarvary (2014) estudaram a efetividade de anúncios publicitários de *banners* exibidos em *sites* desenvolvidos para dispositivos móveis e aplicativos na atitude em relação ao produto e intenção de compra. A conclusão foi que o impacto (embora seja pequeno) é positivo apenas quando os produtos são de alto envolvimento e utilitários. Não foi possível relacionar o anúncio com vendas porque as compras não podiam ser realizadas em meio móvel e este não era o objetivo da campanha da amostra.

A efetividade da publicidade em dispositivos móveis possui literatura escassa, principalmente quanto às variáveis de desempenho financeiras. Essa situação pode estar relacionada ao fato da publicidade não possuir como objetivo principal o impacto direto em vendas, apenas nas variáveis intermediárias, como atitude e intenção. O presente trabalho contribui nesse sentido, uma vez que se testa se há efeito de publicidade no desempenho (que inclui variáveis financeiras) de uma empresa.

2.2.1.2 Impacto da promoção

Promoções em dispositivos móveis representa o envio de informações por meio de um dispositivo móvel que oferecem uma troca de valor ao recipiente da mensagem com o objetivo de instigar um comportamento no curto prazo (Andrews et al., 2016). Os autores colocam o

termo como sinônimo de cupons móveis (*m-coupon*), mas neste trabalho será considerado de modo amplo. Cumpre ressaltar que quatro elementos devem estar presentes para encaixar na definição apresentada: o canal é móvel, há uma troca de valor, o objetivo é estimular um comportamento e a dimensão temporal é curta, de acordo com a categoria e ciclo de vida do produto (Andrews et al., 2016).

Estas promoções, devido às capacidades de conexão, localização de pessoas em nível individual e de interação dos dispositivos móveis, podem ser entregues a qualquer momento para os consumidores (quando estão se deslocando, realizando uma transação, buscando informações) e em formatos variados (SMS, mensagem dentro de aplicativos, redes sociais, e-mails, notificações), de acordo com Andrews et al. (2016). A troca de valor pode ser financeira (desconto, bônus em compra, amostra grátis, liquidação), ou não-financeira (Wi-Fi grátis), em que o desconto em dinheiro ou porcentagem é a prática mais utilizada no varejo (Andrews et al., 2016). O reconhecimento do benefício/incentivo deve ser instantâneo (Varnali & Toker, 2010), e os comportamentos desejados variam, podendo ser aumentar a movimentação na loja, concretizar compras, compartilhar produto ou informação de localização e engajar com um produto. Também podem incitar a compra por impulso, principalmente se o recipiente da mensagem estiver próximo ao ponto de compra, quando a loja é física (Andrews et al., 2016).

A entrega de ofertas pelos dispositivos móveis é conveniente para os consumidores, uma vez que são direcionadas digitalmente e sincronizada com a localização. Quando customizadas por perfil, preferência e hora de recebimento, contribui para a diminuição da insatisfação por causa da compra não planejada (Andrews et al., 2016). Os dispositivos móveis são eficientes para os varejistas alcançarem consumidores, mas eles não devem ser apenas mais um canal de acesso fácil a ofertas (Andrews et al., 2016).

A vantagem para os varejistas é o aumento de meios de contato com consumidores, estimular movimento para lojas físicas, recompensar clientes fiéis e incitar compra não planejada e de produtos de categorias diferentes das ofertadas, mas com margens altas (Andrews et al., 2016). Além de contribuir para gasto em *marketing* mais eficiente com redução de custos e lançamentos mais rápido de campanhas, visa consumidores próximos ao ponto de venda (própria ou do concorrente). Os riscos são alienação dos consumidores com envio de mensagens irrelevante, aborrecendo-os, dificuldade na prevenção de fraudes, preocupações quanto a privacidade, guerra de preços, incrementalidade (quando os consumidores comprariam mesmo que não recebessem a oferta), corrosão do valor da marca e espera dos consumidores por promoções para não pagarem o preço total pelo produto (Andrews et al., 2016).

As ofertas também podem ser divulgadas por meio de intermediários que podem ajudar a projetar, distribuir e resgatar promoções em dispositivos móveis. Eles possuem audiência maior que aplicativos próprios pois reúnem varejistas e fabricantes diferentes, agregando dados de usuários e permitindo mais eficiência no gasto de seus parceiros (Andrews et al., 2016). De acordo com Cristiano, Freire, Silva e Gonçalves (2015) os fatores que determinam a frequência de uso de aplicativos promocionais são a fácil usabilidade, praticidade e conteúdo relevante, nesta ordem.

O envio de promoções por meio de dispositivos móveis impacta o desempenho em determinados contextos. Quando possuem o objetivo de aumentar a trajetória percorrida pelo cliente, com a adição de categorias de produtos que não estavam no seu planejamento, geram mais receita com compras não planejadas. Em Hui, Inman, Huang e Suher (2013) essa estratégia aumentou em 16,1% a compra não planejada para aqueles que andaram 10% a mais que haviam planejado, enquanto a realocação no *layout* da loja teve efeito de 7,2%. O envio de SMS para pessoas que estavam no metrô lotado, dobrou a taxa de compra pra um serviço (de 2,1% no grupo de controle para 4,3%), devido à maior concentração das pessoas nos seus celulares quando possuem espaço físico limitado (Andrews et al., 2015). Até o clima é relevante para aumentar as taxas de resposta a uma promoção enviada por celular (Li et al., 2017), em que o tempo ensolarado possui melhores taxas e com menor tempo de resposta quando se trata de promoção.

Muitos fatores impactam a efetividade de uma promoção por meio móvel. Num experimento conduzido por Fang, Gu, Luo e Xu (2015), as promoções enviadas para dispositivos móveis baseada na localização do recipiente possuem efeitos contemporâneos, devido a compra por impulso, e depois de alguns dias, porque podem influenciar no reconhecimento da necessidade e a mensagem pode ser armazenada para consumo futuro, caracterizando a compra como planejada. O efeito durou 12 dias para o grupo de tratamento e três dias para o de controle (Fang et al., 2015). De acordo com Danaher et al. (2015) no envio de cupons promocionais, os fatores determinantes para o uso deles são: o valor nominal de desconto (quanto maior, maior a chance de resgate), menor distância do local de recebimento do cupom em relação à loja para utilizá-lo, ofertas agregadas (compre 1, leve outro), quando um gasto mínimo é exigido, categoria de produto alimentícia (79% de resgate com tempo médio de apenas 61 segundos), quando a data de expiração é mais curta, no período da manhã, nas segundas e quintas, se a pessoa já resgatou um cupom do mesmo tipo e se há uma distância temporal entre o recebimento de cupons (Danaher et al., 2015).

O recebimento de promoções podem ser *pull* ou *push*. A estratégia *push* é quando o canal não é específico, podendo o recebimento da oferta ser baseado na localização (se não houver restrição legal) ou a partir da permissão do usuário, quando em aplicativo (Andrews et al., 2016; Grewal et al., 2016). Ela possui a vantagem de maior controle para quem enviar a promoção, em local e horário específico (Danaher et al., 2015). A estratégia *pull* ocorre quando os consumidores se deparam com o anúncio ao abrir um *site* ou aplicativo específico, ou seja eles buscaram a informação (Andrews et al., 2016; Grewal et al., 2016). Para Varnali e Toker (2010) uma das melhores práticas em relação à estratégia de *marketing* em dispositivos móveis é a necessidade do recebimento de mensagens ser permitidas pelo usuário, com conteúdo relevante, direcionado, personalizado, que atraía atenção e adicione valor. A Tabela 2, adaptada de Andrews et al. (2016) exemplifica as diferenças entre as estratégias *pull* e *push* nas promoções em dispositivos móveis.

Tabela 2

Comparação entre estratégias *Push* e *Pull*

Estratégia de Aquisição	Tecnologia Móvel	Formato de Entrega	Mentalidade do Consumidor	Janela de Retorno
<i>Push</i>	Triangulação de torre, Wi-Fi, limite geográfico virtual, Beacon	SMS – serviço de mensagens curtas, texto, aplicativo	Compra por impulso	Imediata
<i>Pull</i>	Wi-Fi, Torre de celular	Aplicativo, Internet móvel, Código de barras móvel	Compra planejada	Prolongada

Nota. Fonte: Adaptado de “Mobile Promotions: A Framework and Research Priorities” de M. Andrews, J. Goehring, S. Hui, J. Pancras, e L. Thornswood, 2016, *Journal of Interactive Marketing*, 34(2), p. 18, <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2016.03.004>.

De acordo com a Tabela 2, percebe-se que o impacto temporal de uma promoção não se restringe ao curto prazo, dependendo da estratégia de entrega da mensagem.

2.2.1.3 Impacto das redes sociais no desempenho financeiro

A efetividade das redes sociais no desempenho financeiro de empresas é um tema recorrente na literatura. Kumar et al. (2016), Lima e Porto (2012), Porto, Santos, e Santana (2017) e Rishika, Kumar, Janakiraman, e Bezawada (2013) foram alguns dos autores que trabalharam os resultados sob o ponto de vista do conteúdo gerado pela empresa nas redes sociais, em contraposição à popularidade da abordagem de conteúdo gerado pelo usuário (Kumar et al., 2016; Lamberton & Stephen, 2016).

Os *sites* de redes sociais, como definido por Boyd e Ellison (2007), são serviços em páginas na Internet que possibilitam a criação de perfis, conexão unidirecional ou bidirecional

com amigos, conhecidos (com quem quiser, basicamente) e empresas (De Vries, Gensler, & Leeftang, 2012), que se tornaram usuários, e visibilidade dessas conexões, de acordo com as configurações de privacidade e critério de cada um. Eles possuem características, atividades e nomenclaturas distintas (Boyd & Ellison, 2007), como suporte para compartilhamento de fotos ou vídeos, envio de mensagens instantâneas e divulgação de conteúdo textual. Também há similaridades, como criação de perfis com informações básicas (idade, local, interesses), divulgação de foto de perfil e conteúdo multimídia.

As interações e ferramentas de comunicação incorporadas nas plataformas também variam, mas há possibilidades de envios de mensagens públicas ou privadas, sendo a primeira comumente denominada como comentários (Boyd & Ellison, 2007), e acesso por meio de páginas na *Internet* ou aplicativos específicos para telefones e dispositivos móveis (Kietzmann et al., 2011). De acordo com a definição de *sites* de redes sociais de Boyd e Ellison (2007), a primeira a ser lançada foi no ano de 1997, denominada *sixdegrees.com*, que possuía ferramentas de criação de perfis, listagem de amigos e adição de conhecidos. *Friendster*, *MySpace* e *Facebook* são as mais relevantes na história das redes sociais, ainda segundo os autores, por suas influências na cultura, pesquisa acadêmica e negócios. Atualmente, *sites* de redes sociais como Facebook, Twitter e Youtube disponibilizam relatórios analíticos, auxiliando os profissionais na compreensão do comportamento das pessoas que acessam seu conteúdo (Grewal et al., 2016).

A publicidade e promoção em redes sociais necessitam de investimentos financeiros menores, em comparação com os meios tradicionais (He, Wang, & Zha, 2014; Michaelidou, Siamagka, & Christodoulides, 2011). Além disso, podem aumentar o reconhecimento da marca (Arnaud, Mangini, & Barros, 2016), o faturamento da empresa (Lima & Porto, 2012), a rentabilidade por cliente e fortalecer o relacionamento com o consumidor (Kumar et al., 2016).

O conteúdo gerado pela empresa é aquele produzido pela organização e divulgado na sua página oficial em redes sociais com o objetivo de interagir com seus seguidores ou fãs, podendo ser de natureza promocional e/ou institucional (Kumar et al., 2016). Inclusive, é recomendado a utilização da rede social não apenas como um canal de vendas e promoções, uma vez que as motivações para o seu uso, principalmente de jovens, envolvem aspectos hedônicos e utilitários (Rohm, D. Kaltcheva, & R. Milne, 2013). Ele é efetivo pois influencia o gasto, direcionando o consumo para categorias de maior margem de lucro, e instiga o consumo de categorias diferentes por um mesmo consumidor, o que fortalece o relacionamento entre o cliente e a empresa (Kumar et al., 2016). A criação de conteúdo vai variar de acordo com a rede

social que a empresa se encontra e a criatividade, mas varia entre texto, imagens, vídeos (De Vries et al., 2012), enquetes, aplicativos desenvolvidos especificamente para a rede (Boyd & Ellison, 2007), etc.

Há evidências empíricas sobre o impacto positivo da utilização de redes sociais por empresas com conteúdo próprio no desempenho. Lima e Porto (2012) ao analisarem estratégias de *marketing* realizadas por bares, apontam que a atualização de rede social, promoção de vendas e eventos, foram as ações que obtiveram influência positiva no faturamento, embora o efeito negativo da inflação seja maior que todas as estratégias de comunicação implementadas. A atualização da rede social e do Twitter ainda teve efeito em meses posteriores, não apenas no curto prazo (Lima & Porto, 2012).

Kumar et al. (2016) concluíram que o conteúdo promocional e não promocional gerado pela empresa, no caso um varejista de vinhos de grande porte, em uma rede social aumentou a rentabilidade por cliente e as interações entre ele e a empresa, tanto no aspecto transacional (gasto do consumidor) quanto no relacional (compra em diversas categorias de produtos). As comunicações de *marketing* por *e-mail* e televisão tiveram relação sinérgica com o conteúdo gerado pela empresa na rede social. De acordo com Kumar et al. (2016) o conteúdo gerado pela empresa em rede social possui efeitos a longo prazo e está correlacionado positivamente ao gasto e comportamento *cross buying* do cliente.

Para Porto, Santos e Santana (2017) as empresas que atendem apenas em âmbito físico, como no contexto a ser estudado, devem utilizar estratégias nas redes sociais que estimulem as pessoas a se dirigirem ao local de venda, para ter impacto nos seus resultados financeiros. Rishika et al. (2013) corroboram isso ao atestarem que, quando o cliente faz parte da rede social de uma empresa, a frequência de visitas aumenta 5,2% em comparação com aqueles que não estão na rede social, sugerindo um impacto positivo da participação na rede social na lucratividade da empresa.

A efetividade do uso de redes sociais é ignorada no âmbito das pequenas e médias empresas (Gilmore et al., 2007), com elas não sendo capazes de mensurar métricas relevantes para o negócio, o que impacta negativamente na percepção da sua influência nos resultados financeiros. Michaelidou, Siamagka e Christodoulides (2011) chegaram a essa conclusão ao avaliarem pequenas e médias empresas do ramo de *business-to-business*. Os entrevistados informaram que, quando analisavam métricas das redes sociais (76% das empresas não o faziam), eram medidas relacionadas ao número de usuários, comentários e pedidos de amizade.

O objetivo da promoção e publicidade em rede social neste estudo é estabelecer a conexão entre o engajamento do consumidor na rede social com seu comportamento de compra na empresa (Kumar et al., 2016), mas sem a utilização de dados em níveis individuais, devido à impossibilidade de coleta. A análise será realizada de modo agregado em nível de loja.

2.3 Desempenho financeiro

Desempenho é um construto complexo e multidimensional (Gama, 2011), que pode ser representado por diversos aspectos. De acordo com Katsikeas et al. (2016), algumas métricas utilizadas como variáveis dependentes para desempenho possuem baixa correlação, ou são até mesmo negativas, o que prejudica meta-análises e evolução do conhecimento na área de *marketing* (Morgan, 2012).

Na pesquisa com foco no pequeno e médio varejista o panorama não é diferente. Para Runyan e Droge (2008) o construto de desempenho é o mais frequente, mas as medidas utilizadas para defini-lo variam, podendo ser utilizadas métricas como vendas, lucro e faturamento. Além da utilização de medidas diferentes, o foco das análises também era divergente (Runyan & Droge, 2008). Segundo Morgan, Slotegraaf e Vorhies (2009) a utilização de múltiplas variáveis dependentes relacionadas é mais indicada que a utilização de apenas uma, uma vez que a correlação entre as medidas pode ser negativa, implicando em *trade-offs*.

Em vista disso, é definido que o construto desempenho será aqui analisado na forma de receita de vendas, lucro bruto e número de vendas. Não serão abordadas métricas relacionadas ao pensamento do consumidor, ou seja, a mensuração do impacto da estratégia nos resultados ocorrerá sem a inclusão de indicadores intermediários não financeiros que poderiam explicar parcialmente a variação (Gama, 2011; Guissoni & Neves, 2013; Rust, Ambler, Carpenter, Kumar, & Srivastava, 2004; Srinivasan, Vanhuele, & Pauwels, 2010). Segundo Stewart (2009), o *marketing* deve utilizar as medidas econômicas e financeiras por representarem o idioma das empresas (que apresentam relatórios em termos financeiros e a partir deles são avaliadas), possibilita comparações, são passíveis de análise contábil e permitem uma base comum, tanto para avaliação de ações como para a tomada de decisão.

Cumprir destacar que se consideram essas variáveis endógenas no sentido de que elas se influenciam mutuamente, impactando seus valores atuais e defasados. Por exemplo, quanto maior for a venda total do supermercado, maior será o número de vendas do dia e provavelmente seu lucro bruto. Na Tabela 3 se verifica que vendas são frequentemente utilizadas como variável endógena de desempenho, junto a lucro. Tráfego de loja também foi definida como endógena no estudo de Srinivasan et al. (2004).

Receita de vendas corresponde ao total de valores recebidos pela empresa por meio de transações com o mercado e está relacionado ao seu desempenho (Morgan, 2012). Segundo Kumar et al. (2016), esta métrica representa o aspecto transacional do relacionamento entre o cliente e a empresa. Devido à sua facilidade de obtenção (Queiroz, 2008), por necessidades contábeis, é um dado frequentemente utilizado pelas empresas para avaliar o seu desempenho, o que é comprovado pela quantidade de estudos que a utilizam como variável dependente, frequentemente aliada a outras métricas (Ramaswami, Srivastava, & Bhargava, 2009). A escolha de receita de vendas como variável é devido à sua influência na tomada de decisão no pequenas e médias empresas (Reijonen, 2010), sendo que é o primeiro indicativo da situação da empresa para os administradores.

Mas volume de vendas não pode ser o único foco do desempenho pois a margem de lucro é a receita incremental que gera o lucro do negócio, aspecto financeiramente mais atraente (Srinivasan, Pauwels, Hanssens & Dekimpe, 2004). Nesse sentido, o segundo componente de desempenho será o lucro bruto, que representa a subtração das vendas totais pelo custo dos produtos vendidos (Martins, 2008). A estratégia de publicidade e promoção em redes sociais possui efeito nesta medida, como em Kumar et al. (2016), que culminou no consumidor comprando produtos com maiores margens de lucro, contribuindo para aumentar a lucratividade da empresa.

A interdependência entre as medidas de receita de vendas e margem deve ser avaliada com cautela, pois, segundo Morgan, Slotegraaf e Vorhies (2009), o crescimento da margem de lucro e das vendas são negativamente correlacionadas, demonstrando que são métricas que representam facetas diferentes do desempenho e suas análises culminarão em *trade-offs*. Katsikeas et al. (2016) sugerem que pesquisadores destaquem as incompatibilidades, em que uma mesma ação de *marketing* pode melhorar um aspecto do desempenho enquanto diminui outro, guiando a decisão com maior eficácia, de acordo com os objetivos organizacionais.

O terceiro componente é o número de vendas que se refere ao número de operações realizadas no dia (ou emissão de cupons fiscais decorrentes de compras diferentes) e funciona como medida para avaliar se houve alteração no tráfego da loja após a implementação da estratégia de divulgação em dispositivos móveis. A escolha desta variável segue a observação de Freo (2005) e Srinivasan et al. (2004) que, na perspectiva do varejista, o aumento de vendas em nível de loja e crescimento do tráfego são mais relevantes que a venda de marcas e categorias. Também há evidência empírica para destacar essa variável, como em Rishika et al. (2013), pois quando o cliente faz parte da rede social de uma empresa, a frequência de visitas

aumenta 5,2% em comparação com aqueles que não estão na rede social. Segundo Lamberton e Stephen (2016) o *marketing* em dispositivos móveis e redes sociais pode ser utilizado para direcionar tráfego para lojas físicas varejistas, principalmente quando o conteúdo é promocional (Andrews et al., 2016; Kumar et al., 2017). No contexto brasileiro, Cristiano et al. (2015) apontam que as pessoas são influenciadas a visitar a loja física quando veem anúncios da mesma em aplicativos promocionais. Baseado nisso, espera-se que a publicidade e promoção em dispositivos móveis aumente o número de vendas do supermercado.

Na pesquisa de Srinivasan et al. (2004) promoção de preço não teve efeito de longo prazo no desempenho financeiro (receitas e margens) nem no desempenho em nível de loja (tráfego e receitas), sendo o efeito na margem negativo e tipicamente insignificante no tráfego e nas receitas em nível de loja. Freo (2005) concluiu que promoções possuem efeito nas vendas agregadas, mas são atividades voltadas para o curto prazo. Pauwels, Silva-Risso, Srinivasan e Hanssens (2004) acompanham esse pensamento, uma vez que promoções diminuem o valor de marca, mas possuem efeitos positivos em vendas e lucro no curto prazo. Slotegraaf e Pauwels (2008) discordam, afirmando que é possível ter efeitos permanentes advindos de atividades promocionais, mas isso depende de quais ações serão executadas. Em vista do exposto, o impacto temporal esperado será de acordo com a estratégia de entrega da mensagem em dispositivo móvel apresentada por Andrews et al. (2016), sendo *push* para efeito imediato e *pull* para efeito prolongado, mesmo que promoções sejam de curto prazo. Essa conclusão foi alcançada devido ao foco deste trabalho ser em estratégia em dispositivo móvel, que inclui o modo de entrega das mensagens, não apenas o seu conteúdo (por exemplo, se é estratégia de promoção de preço ou publicidade).

2.3.1 Figura conceitual

Neste item é apresentada a figura conceitual (Figura 2) que guia o presente trabalho.

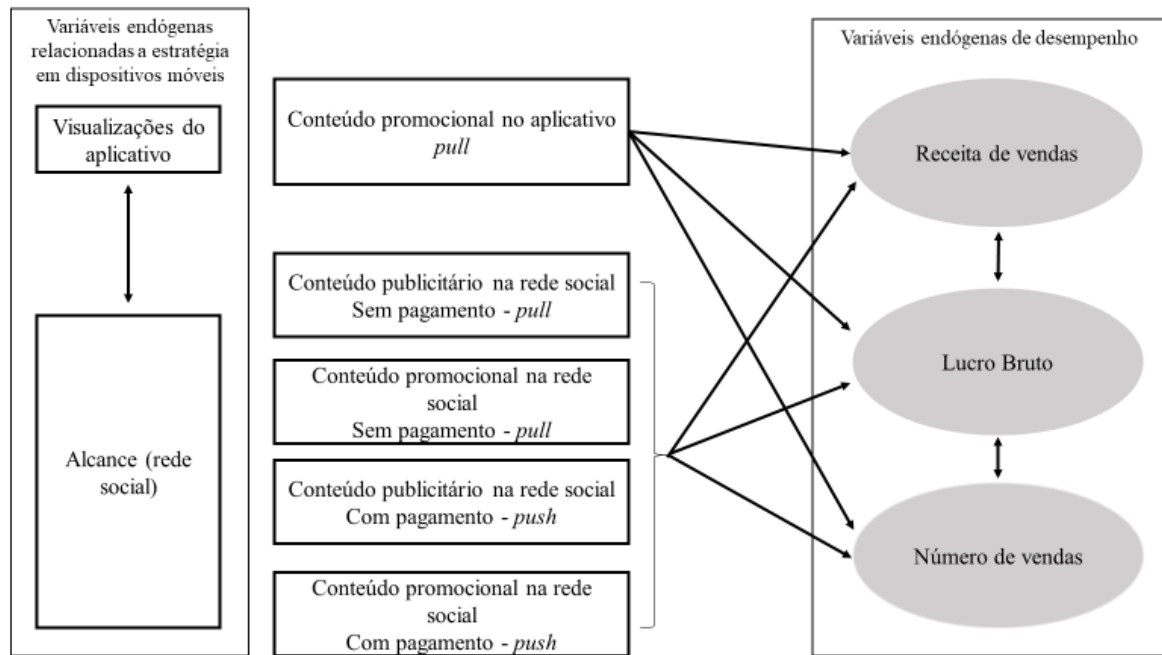


Figura 2. Figura conceitual de impacto da estratégia em dispositivo móvel no desempenho.

2.4 Modelagem VAR em marketing

O marketing possui como característica a sua dinamicidade (Leeflang, Wittink, Wedel, & Naert, 2000), provocando a necessidade de incluir nos modelos que almejam avaliar seu impacto os efeitos retardados que perduram mesmo depois da ação ter sido realizada. No artigo seminal de Dekimpe e Hanssens (1995), os autores defendem o uso de modelagem de persistência para a captação dos efeitos de longo prazo do marketing a partir da observação das vendas e dos gastos de marketing no formato de séries temporais, embora afirmem que seja apenas possível para séries que possuem raiz unitária. Segundo os autores, o marketing pode ter um efeito persistente em vendas se seu efeito altera a trajetória do desempenho permanentemente. O foco da área, até então, era apenas nos impactos de curto prazo, o que reduzia a efetividade das atividades da função (Dekimpe & Hanssens, 1995).

Srinivasan e Hanssens (2009) também apresentam a modelagem de persistência como uma abordagem de pesquisa para a avaliação do marketing, em que os modelos de vetores auto regressivos (VAR) estão inclusos. Segundo os autores, no seu contexto de estudo, esses modelos são capazes de gerar funções de impulso resposta que demonstram como novas informações impactam o preço das ações, influenciando o valor do acionista. Abaixo apresenta-se a síntese de alguns trabalhos (revisão não exaustiva) que utilizaram o modelo VAR, a partir de uma compilação feita por Guissoni (2012) com o objetivo de aferir os efeitos das atividades de marketing sobre o desempenho.

Como em Freo (2005), o objetivo deste trabalho é compreender como a promoção e publicidade em dispositivos móveis afeta o desempenho para o varejista, ou seja, nas medidas agregadas e em nível de loja. As vendas de marcas e categorias possuem menor representação para o varejista que o aumento das vendas totais e movimentação (Freo, 2005). A relevância deste estudo diante da literatura empírica de modelagem multivariada é que as pesquisas revisadas foram realizadas no contexto de grandes empresas e/ou marcas, os dados são provenientes de países desenvolvidos, o impacto foi frequentemente aferido apenas em uma métrica de desempenho e não possuem uma etapa quase experimental.

Tabela 3

Síntese dos estudos que utilizaram o modelo VAR para analisar os efeitos da atividade de *marketing* no desempenho

Autor (es)	Tipo de modelo multivariado	Variáveis endógenas de ações de <i>marketing</i>	Variável de desempenho mercadológico	Nível de demanda da modelagem	Contexto dos dados	Método	Resultados
Baghestani (1991)	Modelo Vetorial de Correção do Erro (VEC)	Gasto com Publicidade	Vendas	Empresa	Companhia Lydia Pinkham, que produzia apenas um produto (dados de 1907 a 1960);	Exclusivamente econométrico	Os gastos com publicidade eram definidos como uma porcentagem das receitas de vendas.
Dekimpe e Hanssens (1995)	VAR	Gasto com Publicidade	Vendas e Margem	Empresa	Cadeia de lojas de melhorias do lar	Exclusivamente econométrico	A propaganda obteve impacto a longo prazo nas vendas, mas não no lucro.
Dekimpe e Hanssens (1999)	Modelo Vetorial de Correção do Erro (VEC)	Propaganda, preço, promoção e força de vendas	Vendas	Marca	Marcas do setor farmacêutico	Exclusivamente econométrico	A marca pioneira do setor farmacêutico reduziu seu orçamento em <i>marketing</i> prematuramente, o que provocou erosão das suas vendas; e, no setor de produtos embalados, publicidade e promoção não tiveram impacto em vendas ou no lucro no longo prazo.
Dekimpe, Hanssens e Silva-Risso (1999)	VAR	Preço	Vendas	Marca e categoria de produto	13 marcas em 4 categorias de produtos em Dakota do Sul, nos Estados Unidos	Exclusivamente econométrico	As vendas sofreram impacto apenas no curto prazo das promoções de preço.
Nijs, Dekimpe, Steenkamps e Hanssens (2001)	VARX – modelo vetor autorregressivo com variáveis exógenas	Preço e gasto em publicidade	Vendas por categoria de produto	Categoria de produto	560 categorias de produto em 4 anos foram analisadas na Holanda	Exclusivamente econométrico	Os autores concluíram que promoções de preço não possuem efeito a longo prazo na demanda por categoria de produto, e quando a categoria possui algum efeito positivo, não é por causa da promoção.

continua

Pauwels et al. (2004)	VAR	Introdução de novos produtos e Promoção	Receita, Lucro e Valor da Empresa	Marca	Setor de automóveis	Exclusivamente econométrico	Introdução de novos produtos tem impacto positivo e duradouro no valor da empresa, enquanto promoções diminuem o seu valor, mas possuem efeitos positivos em vendas e lucro no curto prazo.
Srinivasan, Pauwels, Hanssens e Dekimpe (2004)	VAR	Promoções de preço	Fabricante: receitas e vendas; Varejistas: receitas, vendas e margens de categorias, tráfego da loja e receitas em nível de loja	Marca, categoria de produto e loja	Cadeia de supermercado com 96 lojas na região de Chicago.	Exclusivamente econométrico	Promoção de preço não possui efeitos permanentes nem para fabricantes, nem para varejistas.
Freo, (2005)	VAR	Promoção	Vendas agregadas da loja	Empresa	Hipermercados de uma cadeia italiana de varejo;	Exclusivamente econométrico	A categoria de produtos classificados como de itens de limpeza pesada obteve efeito positivo no aumento das vendas da loja em geral (1,4), enquanto a categoria de têxteis influenciou negativamente (-1,8); promoções são atividades de <i>marketing</i> com efeitos no curto prazo.
Lim, Currim e Andrews (2005)	VARX – modelo vetor autorregressivo com variáveis exógenas	Promoção de preço	Vendas durante o período de ajuste	Marca e categoria de produto	Os dados foram coletados pela empresa A.C. Nielsen para 4 categorias de produto em Dakota do Sul, EUA.	Exclusivamente econométrico	Os efeitos de uma promoção variam de acordo com o segmento do consumidor e, para aumentá-los, devem ser realizadas estratégias a partir do segmento.
Steenkamps, Nijs, Hanssens, e Dekimpe (2005)	VARX – modelo vetor autorregressivo com variáveis exógenas	Publicidade e promoção	Reação competitiva à publicidade e promoção de concorrentes	Marca e categoria de produto	Maiores participantes em 442 categorias de produtos (mais de	Exclusivamente econométrico	Em um ataque competitivo as marcas tendem a não reagir (88%), e, se há reações, são em resposta à promoção de preço e não possuem efeitos em vendas

					1200 marcas) na Holanda		37% das promoções e 76% das publicidades.
Slotegraaf e Pauwels (2008)	VAR	Exibição (Ex: bônus), publicidade e promoção de preço	Vendas	Marca	Dados em painel de 100 marcas em 7 categorias de produtos durante 7 anos de uma rede de supermercados de Chicago	Exclusivamente econométrico	Efeitos permanentes advindos de atividades promocionais podem ocorrer, principalmente para marcas menores, e valor de marca e introdução de novos produtos influenciam a elasticidade das vendas no longo prazo.
Srinivasan, Vanhuele e Pauwels (2010)	VARX – modelo vetor autorregressivo com variáveis exógenas	Consciência da publicidade, se gosta da marca e se a considera para compra; distribuição, promoção, publicidade e preço	Vendas	Marca	62 marcas, na França	Exclusivamente econométrico	Métricas relacionadas ao pensamento do consumidor são relevantes na explicação das vendas ao longo do tempo e levam mais tempo para alcançar seu impacto máximo.
Este estudo	VARX – modelo vetor autorregressivo com variáveis exógenas	Promoção e publicidade por aplicativo e rede social	Vendas, Lucro e Número de vendas	Loja	Dados diários de um supermercado de médio porte no Brasil	Econométrico e quase experimental	Ver item 4.

3 MÉTODO

Os dados são longitudinais, o que possibilita apreender práticas de *marketing* evolutivas, de acordo com Coviello, Brodie e Munro (2000). Para alcançar o objetivo idealizado por esta pesquisa, qual seja testar a efetividade do *marketing* em dispositivos móveis no desempenho de uma empresa varejista de médio porte, haverá a conjunção de análise de séries temporais e um quase-experimento. Hanssens e Pauwels (2016) apontam que a conjunção de modelos, levantamentos e experimentos possui maior capacidade de influenciar a decisão.

3.1 Teste de Raiz Unitária

A análise empírica em séries temporais deve obedecer uma condição: a série tem que ser estacionária (flutuar em torno de uma mesma média). Essa imposição é necessária, pois as séries não estacionárias não possuem média e variância constantes ao longo do tempo, o que impossibilita calcular os seus momentos e fazer inferências (Bueno, 2015).

O primeiro requisito para a estacionaridade é que o segundo momento da série seja finito. O requisito da média ser constante, em todo o período, é o segundo. O terceiro requisito determina que a variância deve ser constante para todo o período e que a autocovariância não pode depender do tempo, apenas da distância, intervalo ou defasagem entre os períodos. As condições são exemplificadas em seguida (Bueno, 2015).

1. $E |y_t|^2 < \infty$;
2. $E (y_t) = \mu$, para todo $t \in Z$; e
3. $E (y_t - \mu)(y_{t-j} - \mu) = \gamma_j$

As séries não estacionárias podem ser analisadas estatisticamente se forem diferenciadas. No caso, é possível diferenciar a série tantas vezes quantas forem necessárias. Um modelo ARIMA (p,d,q) é uma série integrada com erros estacionários. Ao diferenciá-la **d** vezes, ela se tornará estacionária. O processo não estacionário de passeio aleatório é um exemplo clássico (Bueno, 2015; Gujarati, 2006):

$$y_t = y_{t-1} + \varepsilon_t$$

É possível observar como a equação não obedece às condições de estacionariedade, uma vez que a sua covariância depende do tempo:

$$Var (y_t) = Var \left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_t \right) = t\sigma^2$$

$$Cov (y_t, y_{t-j}) = E \left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i \right) \left(\sum_{s=1}^{t-j} \varepsilon_s \right) = (t-j)\sigma^2$$

É necessário cuidado ao relacionar variáveis com séries não estacionárias pois o resultado pode ser uma regressão espúria. Bueno (2015), aponta que: quando as duas séries forem estacionárias, a regressão convencional se aplica; se as séries são integradas de diferentes ordens, a regressão é espúria e sem significado; se as séries são integradas da mesma ordem e o resíduo ainda é integrado, a regressão é espúria; e, se as séries são integradas de mesma ordem e os resíduos são estacionários, há cointegração (Bueno, 2015).

Para identificar se uma série é estacionária, podem ser realizados alguns testes, como análise gráfica e teste de correlograma, mas o mais popular é o teste de raiz unitária (Gujarati, 2006), como o de Dickey e Fuller (Dickey & Fuller, 1979, 1981). O funcionamento do teste de raiz unitária é o seguinte, de acordo com Gujarati (2006):

$$y_t = \rho y_{t-1} + u_t \quad -1 \leq \rho \leq 1 \quad (1)$$

em que u_t é um erro de ruído branco.

Se se regredir y_t em função de y_{t-1} (regressão de y_t em relação ao seu valor defasado) e ρ for igual a 1 então ocorre a confirmação de que a série é não estacionária. Subtraindo y_{t-1} de ambos os lados da Equação 1, tem-se:

$$y_t - y_{t-1} = \rho y_{t-1} - y_{t-1} + u_t$$

$$y_t - y_{t-1} = (\rho - 1)y_{t-1} + u_t$$

$$\Delta y_t = \delta y_{t-1} + u_t \quad (2)$$

em que $\delta = (\rho - 1)$ e Δ é o operador de primeira diferença. Portanto, de acordo com a Equação 2, testa-se a hipótese nula de $\delta = 0$, o que demonstra que $\rho = 1$. Se a hipótese nula não for rejeitada, então, comprovadamente, a série é não estacionária. Se $\delta < 0$, a série é estacionária. Para saber se o coeficiente δ é zero ou não é necessário que fazer outro teste. Nesta condição, não é possível utilizar a distribuição t , pois sob a hipótese nula de $\delta = 0$ o coeficiente resultante da estimação de y_{t-1} não a segue. Para solucionar isso, Dickey e Fuller (1979) recalcularam os

valores críticos baseado em simulações de Monte Carlo, originando a estatística τ (tau). Destaque-se que, quando a série é estacionária, a distribuição t é utilizada.

A aplicação do teste de Dickey-Fuller requer decisões de acordo com o modelo não estacionário, que pode ou não ter *drift* ou tendência (determinística ou estocástica). Desta maneira há três possibilidades (Bueno, 2015; Gujarati, 2006):

$$\Delta y_t = \delta y_{t-1} + u_t \rightarrow \tau \quad (3)$$

$$\Delta y_t = \beta_1 + \delta y_{t-1} + u_t \rightarrow \tau_\mu \quad (4)$$

$$\Delta y_t = \beta_1 + \beta_2 t + \delta y_{t-1} + u_t \rightarrow \tau_\tau \quad (5)$$

Na Equação 3, y_t é um passeio aleatório com hipótese nula $\delta = 0$. Se ela for rejeitada, representa que y_t é estacionária com média igual a zero; na Equação 4 y_t é um passeio aleatório com *drift*, e a rejeição da hipótese nula significa estacionariedade com média diferente de zero; por fim, na quinta equação, y_t é um passeio aleatório com *drift* e de tendência estocástica, e com a hipótese nula rejeitada, y_t é estacionária com tendência determinística. O valor crítico da estatística tau é diferente para cada uma dessas condições, por isso o cuidado com a especificação.

Para calcular a estatística do teste de Dickey e Fuller ($\hat{\tau}$), apresentam-se os passos definidos por Bueno (2015). No exemplo, utiliza-se o modelo de passeio aleatório da equação (3), uma série com T+1 observações, $y_0, y_1, y_2, \dots, y_T$. Primeiramente, calcula-se a regressão por mínimos quadrados ordinários e diminui-se 1 do parâmetro ρ , para fazer o teste da hipótese nula $H_0: \delta = 0$:

$$\hat{\delta} = \frac{\sum_{t=1}^T y_{t-1} y_t}{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2} - 1$$

Calcula-se a variância amostral, posteriormente:

$$S^2 = \frac{1}{T-1} \sum_{t=1}^T (\Delta y_t - \hat{\delta} y_{t-1})^2$$

Em seguida, é calculado o desvio-padrão do coeficiente $\hat{\delta}$, $s(\hat{\delta})$:

$$s(\hat{\delta}) = \frac{S}{\sqrt{\sum_{t=1}^T y_{t-1}^2}}$$

Finalmente, calcula-se o valor da estatística t :

$$\hat{\tau} = \frac{\hat{\delta}}{s(\hat{\delta})}$$

O resultado $\hat{\tau}$ deve ser menor que os valores críticos τ para rejeitar a hipótese nula de raiz unitária. Se a hipótese nula não for rejeitada, a série possui raiz unitária.

O teste de Dickey-Fuller pressupõe que o termo de erro é um ruído branco (Bueno, 2015), embora frequentemente o erro não siga essa definição. Esse problema é corrigido quando se utiliza o teste de Dickey-Fuller aumentado, em que a estimação do modelo ocorre com as variáveis defasadas. A quantidade delas deve ser o suficiente para que a hipótese de ruído branco não seja rejeitada. Após a inclusão das variáveis autorregressivas, o teste pode ser feito, considerando os mesmos valores críticos do teste Dickey-Fuller (Bueno, 2015) e hipótese nula de $\delta = 0$.

Embora o teste Dickey-Fuller seja extensamente utilizado, ele possui baixo poder, fazendo com que se cometa frequentemente o erro do tipo II (Bueno, 2015). Assim utiliza-se o teste DF-GLS (*Dickey-Fuller Generalized Least Square*), criado por Elliot, Rothemberg e Stock, em que a tendência determinística é retirada da regressão do teste e apresenta maior poder, de acordo com Bueno (2015).

Na definição do número de defasagens, Bueno (2015) apresenta duas possibilidades para encontrar o número suficiente, que tornará os erros em ruído branco e não diminuirá o poder do teste por reduzir o número de graus de liberdade: (1) acrescentar defasagens até que os resíduos não sejam autocorrelacionados – para descobrir se há autocorrelação é necessário aplicar o teste de Ljung-Box; e (2) definir um número de defasagens máximo² e, em seguida, estimar o modelo por Mínimos Quadrados Ordinários do número de defasagens máximo até zero, escolhendo aquele que tiver menor critério de informação (pode ser Hannan-Quinn - HQ, Schwarz - BIC ou Akaike-AIC) e verificar se os resíduos possuem comportamento semelhante ao de ruído branco, ou realizar testes convencionais até rejeitar a hipótese nula, como nível de significância de 20%.

3.2 Vetor Autorregressivo – VAR

O vetor autorregressivo (VAR) é um modelo multivariado que abrange modelos econômicos completos e a estimação dos parâmetros deles (Bueno, 2015). Possui como característica a definição de restrições entre as equações que o compõem. As variáveis são consideradas endógenas (explicadas por seus valores passados e pelos valores defasados das outras variáveis endógenas que compõem o modelo) e em conjunto (Gujarati, 2006). Em

² Para encontrar o número de defasagens máximo, a seguinte fórmula pode ser utilizada (Bueno, 2015):

$$p_{max} = \text{int}[12 \times (T/100)^{1/4}]$$

marketing possui grande potencial, uma vez que é mais utilizada em trabalhos da área de economia e finanças (Guissoni, 2012).

A expressão geral de um VAR mostra a relação entre as variáveis endógenas e os choques estruturais ε_t , que as afetam individualmente. Sua representação é a seguinte matriz (Bueno, 2015), de ordem p por um vetor com n variáveis endógenas (X_t), conectadas por uma matriz A .

$$AX_t = B_0 + \sum_{i=1}^p B_i X_{t-i} + B\varepsilon_t$$

A : matriz $n \times n$ que define as restrições contemporâneas entre as variáveis que constituem o vetor $n \times 1$, X_t ;

B_0 : vetor de constantes $n \times 1$;

B_i : matrizes $n \times n$;

B : matriz diagonal $n \times n$ de desvios-padrão;

ε_t : vetor $n \times 1$ de perturbações aleatórias não correlacionadas entre si contemporânea ou temporalmente.

Para simplificar a explicação da metodologia do modelo, Bueno (2015) utiliza um bivariado de ordem 1:

$$y_t = b_{10} - a_{12}z_t + b_{11}y_{t-1} + b_{12}z_{t-1} + \sigma_y \varepsilon_{yt}$$

$$z_t = b_{20} - a_{21}y_t + b_{21}y_{t-1} + b_{22}z_{t-1} + \sigma_z \varepsilon_{zt}$$

Por meio das equações é possível notar a influência mútua de y_t e z_t e por seus valores defasados, mais um erro estocástico. A estimação não ocorre diretamente devido à correlação das variáveis y_t e z_t aos erros (ε_{yt} e ε_{zt}), por isso o objetivo do VAR de encontrar a trajetória da variável estudada depois de um choque estrutural. Assumem-se algumas hipóteses para este modelo: y_t e z_t são estacionários; os erros ε_{yt} e ε_{zt} possuem média igual a zero, variância constante e são não correlacionados (covariância igual a zero) (Bueno, 2015).

Em resumo, a modelagem VAR expressa as variáveis em função dos seus valores passados e dos valores defasados das outras variáveis inclusas no modelo, permitindo a compreensão sobre a evolução histórica delas e seus relacionamentos, antes e depois de um choque estrutural.

3.2.1 Especificação de modelo: definição a ordem p

O número de defasagens (p) de um modelo VAR deve ser o suficiente para que os erros de todas as variáveis endógenas sejam ruídos brancos. Quanto mais alto p , menor o poder do teste estatístico. O critério de informação pode ser utilizado. No caso multivariado, as fórmulas são as seguintes:

$$AIC(m) = \ln|\widehat{T}_0(m)| + \frac{2}{T}mn^2$$

$$BIC(m) = \ln|\widehat{T}_0(m)| + \frac{\ln T}{T}mn^2$$

$$HQ(m) = \ln|\widehat{T}_0(m)| + \frac{\ln \ln T}{T}2mn^2$$

Quando $T \geq 16$, o teste BIC será o melhor, acompanhado do HQ e por último o teste AIC (Bueno, 2015).

3.2.2 Função Resposta ao Impulso

A função resposta ao impulso é gerada por meio dos coeficientes que representam o comportamento das variáveis após choques estruturais. Para calculá-los, é imposto que alguns coeficientes sejam iguais a zero para identificar os parâmetros estruturais do modelo e, conseqüentemente, quantificar os impactos dos choques (Bueno, 2015). O intervalo de confiança é gerado de acordo com os coeficientes estimados e é calculado automaticamente por *softwares*. Neste trabalho será utilizado o Stata®, versão 13.

3.2.4 Teste de Granger – Casualidade

O teste de casualidade de Granger é utilizado para definir se uma variável é capaz de prever outra e as condições para essa previsão. Quando y não contribui na previsão de z , denota-se que y não *Granger-causa* z (Bueno, 2015).

O método do teste inclui a realização de um teste F convencional, se todas as variáveis do modelo VAR forem estacionárias. A partir do modelo bivariado

$$y_t = b_{10} - a_{12}z_t + b_{11}y_{t-1} + b_{12}z_{t-1} + \sigma_y \varepsilon_{yt}$$

$$z_t = b_{20} - a_{21}y_t + b_{21}y_{t-1} + b_{22}z_{t-1} + \sigma_z \varepsilon_{zt}$$

o teste obedece aos seguintes passos (Bueno, 2015):

1. Estimação de $y_t = \varphi_{20} + \sum_{i=1}^p \varphi_{i,21} y_{t-i} + \sum_{i=1}^p \varphi_{i,22} z_{t-i} + e_{2t}$;
2. Testar se y não *Granger-causa* z utilizando o teste F sob as hipóteses:

$$H_0: \varphi_{1,21} = \varphi_{2,21} = \dots = \varphi_{p,21} = 0$$

$$H_1: \varphi_{i,21} \neq 0, i = 1, 2, \dots, p$$

Estatística do teste:

$$S_1 = \frac{\frac{(e_r^2 - e_u^2)}{p}}{\frac{e_u^2}{T - 2P - 1}} \xrightarrow{d} F(p, T - 2p - 1),$$

$r =$ restrito;

$u =$ não restrito.

Se $S_1 > F^{5\%}$, a hipótese nula é rejeitada (*y causa-Granger z*).

No contexto multivariado, em que $n > 2$, o teste é mais complexo. A não rejeição da hipótese nula pode representar que y não possui efeito direto sobre z , mas pode ter efeito indireto, embora Enders (2009) afirme que a generalização seja possível.

3.2.5 Equação do modelo

A equação do modelo é a seguinte:

$$\begin{bmatrix} \ln V_t \\ \ln NV_t \\ \ln L_t \\ \ln AP_t \\ \ln VA_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_V \\ \alpha_{NV} \\ \alpha_L \\ \alpha_{AP} \\ \alpha_{VA} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{t,V} \\ \delta_{t,NV} \\ \delta_{t,L} \\ \delta_{t,AP} \\ \delta_{t,VA} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma_V \\ \gamma_{NV} \\ \gamma_L \\ \gamma_{AP} \\ \gamma_{VA} \end{bmatrix} \\ + \sum_{k=1}^K \begin{bmatrix} \beta_{11}^k & \beta_{12}^k & \beta_{13}^k & \beta_{14}^k & \beta_{15}^k \\ \beta_{21}^k & \beta_{22}^k & \beta_{23}^k & \beta_{24}^k & \beta_{25}^k \\ \beta_{31}^k & \beta_{32}^k & \beta_{33}^k & \beta_{34}^k & \beta_{35}^k \\ \beta_{41}^k & \beta_{42}^k & \beta_{43}^k & \beta_{44}^k & \beta_{45}^k \\ \beta_{51}^k & \beta_{52}^k & \beta_{53}^k & \beta_{54}^k & \beta_{55}^k \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} V_{t-k} \\ NV_{t-k} \\ L_{t-k} \\ AP_{t-k} \\ VA_{t-k} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u_{V, t} \\ u_{NV, t} \\ u_{L, t} \\ u_{AP, t} \\ u_{VA, t} \end{bmatrix}$$

em que: α é uma constante; δ_t um termo de tendência determinística; γ representa as variáveis *dummies* para quebras estruturais (quebra e dias da semana); t indica a variação temporal diária; k é o número de defasagens. A matriz (5x5) representa os efeitos entre as variáveis, e a última é o vetor de erros não correlacionados entre si.

3.3 Dados

Por meio de parceria com uma empresa varejista de alimentos de médio porte foi possível o acesso aos dados diários levantados por um supermercado, desde 1 de novembro de 2013 até o dia 12 de fevereiro de 2018, embora a análise no modelo VAR consista em apenas 91 dias (1º de outubro de 2017 a 31 de dezembro de 2017). A empresa decidiu expandir as suas atividades de *marketing* e, por decisão dos gerentes, resolveu-se pela divulgação promocional (e ocasionalmente publicitária) pelo *Instagram* e por um aplicativo agregador de ofertas, plataformas acessíveis por dispositivos móveis. Analisam-se as variáveis de desempenho, em nível de loja e por dia, antes e depois das atividades em dispositivos móveis, sendo que todas as outras atividades de *marketing* no âmbito do supermercado foram mantidas constantes. Infelizmente, no dia 27 de dezembro de 2017, um concorrente de grande porte inaugurou um atacado a 1,4 km do local de estudo, impactando negativamente as variáveis de desempenho,

mas esta ocorrência não será abordada na análise, uma vez que o *Instagram* foi manipulado até o dia 31 de dezembro de 2017.

Os dados referentes ao aplicativo e a rede social nos dias 25 de dezembro de 2017 não foram incluídos na base de dados pois o supermercado não foi aberto³. Houve esforços na padronização do conteúdo (com adaptações para cada mídia), a fim de que as diferenças não aumentem o valor do erro. O formato utilizado, tanto na rede social como no aplicativo, foi estático.

3.3.1 Dados do supermercado

A base de dados do supermercado advém de um software que registra todas as transações da empresa, em diversas funções: finanças, compras, vendas, recursos humanos, etc., desde o dia 01 de novembro de 2013. O nosso foco será nas vendas, lucro bruto e número de vendas (estas três variáveis são mensuradas por dia), que compõem o desempenho, a partir de 01 de outubro de 2017 até o dia 31 de dezembro de 2017. Os dados de desempenho, embora sejam mensurados em reais, não foram deflacionados pois o período de estudo é de apenas 3 meses e o valor nominal das variáveis é o suficiente para o tomador de decisão.

No âmbito do supermercado foi definido um dia de destaque para promover algumas categorias de produto desde 04 de agosto de 2017. Por exemplo, a segunda-feira é dedicada aos produtos de limpeza, com as promoções divulgadas focadas nesta categoria. A terça-feira, é o dia da padaria, e assim sucessivamente (quarta e quinta: hortifrutigranjeiros; sexta, sábado e domingo: carnes e bebidas). Mas esta não é uma regra rígida, pois podem ter produtos fora da categoria do dia que estão sendo promovidos. Em resumo, as promoções são decididas de acordo com o dia da semana e do relacionamento com os fornecedores, mas não há uma metodologia padronizada. Outra informação importante é sobre a validade da promoção anunciada. Os preços promocionais praticados podem ser estendidos além da data limite informada nas mensagens. Por exemplo, uma promoção anunciada com validade até o dia 01 de janeiro, pode ter o preço mantido por mais dias, até o dia 03 de janeiro.

3.3.2 Aplicativo

O aplicativo é um intermediário que divulga ofertas promocionais de varejistas na cidade de Goiânia e necessita de conexão com a Internet para a atualização das promoções. A

³ Segundo Bueno (2015) em séries temporais não é permitido a exclusão de *outliers*, devido à quebra da “dependência temporal das observações”. Neste caso, não ocorre a exclusão de outliers. Nos dias indicados não houve dados financeiros produzidos, pois o supermercado não funcionou.

versão desta pesquisa é a 2.5, que operou de 01 de junho de 2017 a 11 de fevereiro de 2018. Este é um detalhe relevante, pois as atualizações dos aplicativos costumam mudar a técnica de mensuração dos dados. O período de investigação nesta plataforma ocorreu de 01 de outubro de 2017 a 31 de dezembro de 2017.

O serviço oferecido é pago e objetiva, inicialmente, a digitalização das ofertas que normalmente são disseminadas por meio de *flyers* físicos, embora é permitido o cadastro de ofertas especialmente para a plataforma. São divulgadas ofertas do dia, *folders* completos de supermercados e é possível ampliar as imagens e realizar buscas de ofertas por palavra chave. Ele possui, em média, 2250 acessos diários, e pode ser instalado exclusivamente em dispositivos móveis com os sistemas operacionais Android e iOS (da Apple). Cumpre destacar que o aplicativo veicula apenas **promoções** e a estratégia de entrega é apenas **pull**.

Esta versão do aplicativo (2.5) possui algumas limitações. Ela não personaliza as informações de acordo com o perfil do usuário ou sua localização, mesmo tendo acesso ao último. Por exemplo, na sua página inicial é exibida uma lista dos supermercados que estão com ofertas ativas, mas a ordem não é definida pela localização da pessoa ou outro padrão. O formato das promoções divulgadas é estático, apenas com imagens, informações sobre os produtos e seus respectivos preços e data de validade da promoção. Não há intromissão do aplicativo no funcionamento do dispositivo móvel ou opção de ativar notificações, o que se pode classificar como uma estratégia de aquisição *pull*, de acordo com o Andrews et al. (2016). Para divulgação inicial da presença do supermercado no aplicativo com os clientes, foi colocado um cartaz no interior do estabelecimento. Ele também foi mencionado em postagens no *Instagram*, avisando os seguidores sobre a possibilidade de acompanhar as ofertas em ambas as plataformas.

No contexto do aplicativo serão utilizados os dados do número de visualizações das ofertas do supermercado no dia e o total de visualizações do aplicativo no dia. As Figuras 3 e 4 são imagens do aplicativo e de algumas ofertas divulgadas durante o período de pesquisa.



Figura 3. Imagens da tela inicial do aplicativo com destaque para os dias promocionais do supermercado.



Terça da Padaria!
Oferta Valida 21/11/17



Bolo
R\$ 9,99 KG

(62)



Sexta, Sábado e Domingo!
Ofertas 08/12 a 10/12/17



(62)

Figura 4. Promoções divulgadas no aplicativo.

3.3.3 *Instagram*

Os dados no *Instagram* representam a etapa quase-experimental do estudo, pois foram manipulados pelo pesquisador, mas sem a possibilidade de criação de um grupo de controle para aferição dos efeitos do tratamento. Esse modelo pode ser definido como quase experimental de série cronológica, segundo (Malhotra, 2005). O *Instagram* foi criado no dia 6 de outubro de 2010, e seu objetivo principal não era competir com o Facebook, principal rede social da época, e sim complementá-lo (Lamberton & Stephen, 2016), embora o Facebook o tenha adquirido em 2012. Esta rede social foi escolhida devido ao funcionamento da sua plataforma ser direcionado ao acesso por dispositivos móveis. É possível acessar o *Instagram* por navegadores *web*, mas o usuário não visualiza conteúdo pago de empresas e pessoas ou realiza upload de fotos e vídeos. Até a função *stories* era acessível apenas por *mobile web* (*Instagram*, 2017a), mas recentemente foi liberado para todas as plataformas (desde o dia 29 de março é possível visualizar *stories* a partir do navegador *web*), embora não tenha comunicado oficialmente informando o usuário das mudanças, por isso não se tem data oficial disponível.

Para a condução da página na rede social, foram seguidas sugestões encontradas em Kumar et al. (2016), no que tange à formulação do conteúdo gerado pela empresa, com veiculação de mensagens promocionais (objetivos de curto prazo) e publicitárias (que objetivam a criação/manutenção de relacionamento com os consumidores), esta última em menor quantidade. Destaca-se que a preocupação com conteúdo é limitada.

Foram realizadas 46 postagens no intervalo de 91 dias (01 de outubro de 2017 a 31 de dezembro de 2017), com média de 3,54 por semana, valor próximo ao de Kumar et al. (2016), que teve média de 3,78 postagens/semana. Houve esforço em postar frequentemente, pois quanto maior a atividade na página da empresa, maiores são as chances da rede social ter impactos positivos sobre as vendas, segundo Rishika et al. (2013). A criação de conteúdo foi realizada por uma terceira parte, que recebeu instruções do pesquisador. O objetivo das postagens eram estimular a ida do consumidor à loja física. Não houve estímulo financeiro para que os clientes seguissem o perfil e a divulgação ocorreu apenas no âmbito interno do supermercado, com os funcionários sendo os principais disseminadores da novidade.

Inicialmente, tenta-se o crescimento orgânico do número de seguidores, mas essa estratégia não foi eficaz. Seguir para ser seguido é a essência desta rede social (Virtanen, Björk, & Sjöström, 2017). O objetivo era seguir até alcançar 100 seguidores porque, a partir dessa quantidade, são fornecidas informações demográficas e relacionadas à localização. A ação não foi aleatória. Começa-se a seguir perfis pessoais (conclusão baseada nas informações

disponíveis) que seguiam dois perfis de supermercado da região que eram concorrentes diretos do pesquisado. Alcançada a meta (100 seguidores), o crescimento foi orgânico.

O estudo no *Instagram* foi dividido em 2 etapas. Na primeira etapa, de 01 de outubro de 2017 a 14 de novembro de 2017, as postagens não eram pagas para serem promovidas pela rede social. Na segunda etapa, de 15 de novembro de 2017 a 31 de dezembro de 2017, sim. Houve uma postagem promovida na primeira etapa, e uma não promovida na segunda etapa, por motivos técnicos, mas os dados foram mantidos na base de dados. As postagens pagas obedeciam aos seguintes critérios:

- (1) Objetivo: alcançar pessoas próximas de um endereço, no raio de 1 km do supermercado.
- (2) Botão de ação: como chegar.
- (3) Público: não há segmentação por público, apenas localização.
- (4) Orçamento: 3 (1 dia de duração) ou 6 (dois dias de duração) reais. O valor cobrado varia.

Quando a postagem promovida não alcança a estimativa do *Instagram*, eles cobram o valor proporcional ao alcance conseguido.

A Figura 5 exemplifica a linha do tempo desta etapa:



Figura 5. Linha do tempo do quase-experimento no *Instagram*.

As Figuras de 6 a 10 mostram exemplos do perfil do supermercado no *Instagram*.



• Seguir

No dia 24 de outubro Goiânia completa 84 anos ❤️

Parabéns para esta cidade acolhedora e povo hospitaleiro 🍷

#goiania84anos #parabensgoiania #euamogoiانيا

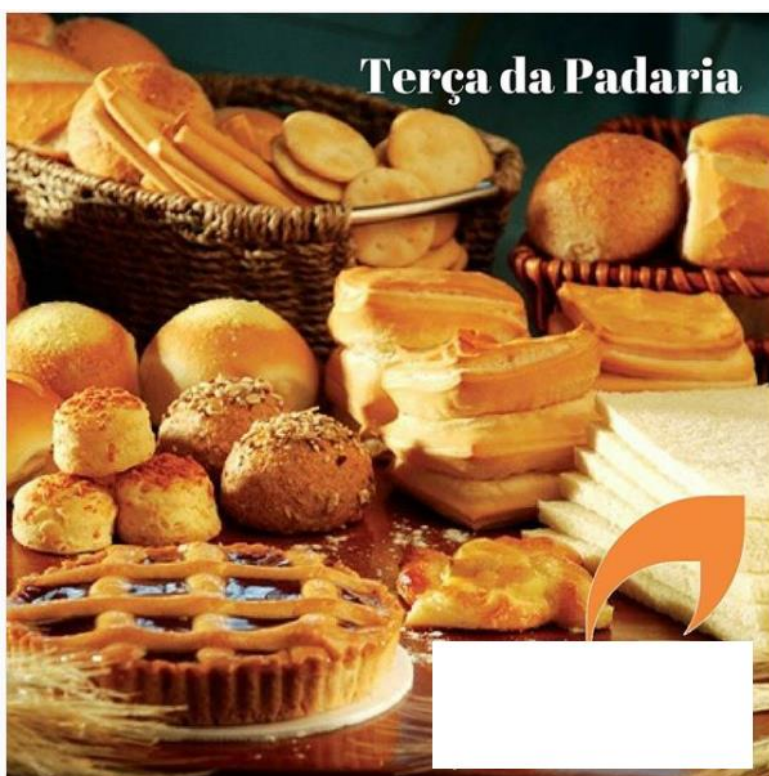
📍

14 curtidas

23 DE OUTUBRO DE 2017

Entrar para curtir ou comentar. ...

Figura 6. Postagem com conteúdo publicitário.



• Seguir

O NATAL está chegando 🍷 e nosso panetone de frutas cristalizadas está em promoção 📦 Aproveitem!

Ofertas da TERÇA da PADARIA: →Pão francês kg: 4,99
 →Pão mandi kg: 7,99
 →Pão de queijo kg: 12,99
 →Broa de fubá kg: 12,99
 →Broa temperada kg: 12,99
 →Bolo kg: 9,99
 →Mussarela Pinheiro kg: 17,99
 →Panetone de frutas cristalizadas 500g: 4,99

📍

curtiram isso

12 DE DEZEMBRO DE 2017

Entrar para curtir ou comentar. ...

Figura 7. Dia promocional (terça da padaria) com as ofertas na legenda da imagem.

QUARTA E QUINTA DO HORTIFRUTI

Hoje e amanhã são os dias de hortifruti do Aproveite as ofertas!

- melancia: 4,99 a peça 🍉
- abacaxi: 2,99 a peça 🍌
- banana: nanica (1,99 kg) e prata (1,79) 🍌
- batata doce: 1,59 (kg) 🍠
- E muito mais...

Acompanhe-nos também pelo aplicativo

curtiram isso

25 DE OUTUBRO DE 2017

Entrar para curtir ou comentar. ...

Figura 8. Dia promocional (quarta e quinta do hortifrúti), com as ofertas na legenda da imagem e menção ao aplicativo.

Sexta, sábado e domingo de carnes e bebidas

CARNES. & BEBIDAS

D A S

O final de semana da economia é no Carnes e bebidas diversas em ofertas para vocês 🍷

Venham conferir e aproveitem 😊

#fdsdaeconomia
#ofertas
#churrascocomosamigos #momentofamilia

12 curtidas

9 DE DEZEMBRO DE 2017

Entrar para curtir ou comentar. ...

Figura 9. Dia promocional (Carnes e bebidas), sem a especificação dos produtos que estão em promoção.



Figura 10. Álbum com ofertas especiais para o Natal. Foi feito um álbum, em que a foto inicial é o anúncio e as subsequentes são com os produtos em promoção.

Finalizando, os meios para publicidade e promoção utilizados neste trabalho abordam as duas estratégias de entrega visto em Andrews et al. (2016). No caso, o *Instagram* se encaixa na *push* quando as suas postagens são pagas, pois, os usuários da rede social não escolhem se querem visualizar a promoção (é imposto a eles enquanto navegam), e em *pull* quando não são pagas (apenas para quem segue a página ou entra no perfil voluntariamente visualizam as mensagens). O aplicativo é apenas *pull*, pois deve ser baixado para acompanhar as ofertas e não há notificações na versão 2.5.

Tabela 4

Comparação entre estratégias *Push* e *Pull*

Estratégia de Aquisição	Tecnologia Móvel	Formato de Entrega	Mentalidade do Consumidor	Janela de Retorno	Estratégia no dispositivo móvel
<i>Push</i>	Triangulação de torre, Wi-Fi, limite geográfico virtual, Beacon	SMS – serviço de mensagens curtas, texto, aplicativo	Compra por impulso	Imediata	<i>Instagram</i> (quando as postagens são pagas)
<i>Pull</i>	Wi-Fi, Torre de celular	Aplicativo, Internet móvel, Código de barras móvel	Compra planejada	Prolongada	Aplicativo e <i>Instagram</i> (quando as postagens não são pagas)

Nota. Fonte: Adaptado de “Mobile Promotions: A Framework and Research Priorities” de M. Andrews, J. Goehring, S. Hui, J. Pancras, e L. Thornswood, 2016, *Journal of Interactive Marketing*, 34(2), p. 18, <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2016.03.004>.

3.3.4 Operacionalização e definição das variáveis

Na Tabela 5, apresentam-se as variáveis utilizados nesta pesquisa. A agregação temporal das variáveis é diária, exceto para alcance que é por postagem, mas essa variável será transformada antes de ser inserida no modelo VAR.

Tabela 5

Definição das variáveis

Variável	Tipo da Variável	Definição	Justificativa
Dia da semana	Controle	Variáveis <i>dummy</i> que representam os dias da semana.	Existência dos dias promocionais e variação por dia.
Número de vendas	Endógena	Quantidade de operações de vendas realizadas. <i>Proxy</i> para movimentação na loja.	Freo (2005); Rishika et al. (2013); Srinivasan et al. (2004)
Vendas Totais	Endógena	Receita, em reais, diária do supermercado.	Baghestani (1991); Pauwels (2004); Srinivasan et al. (2010)
Lucro bruto	Endógena	Diferença entre a receita de vendas e o custo de venda.	Pauwels (2004)
Alcance	Endógena	Número de contas diferentes no <i>Instagram</i> que visualizaram a postagem.	Porto et al. (2017)
Custo da promoção	Descritiva*	Valor cobrado pelo <i>Instagram</i> pela postagem promovida.	Média dos valores pagos pelas postagens promovidas.
Aplicativo	Endógena	Total de visualizações do conteúdo do supermercado aplicativo por dia	É a métrica disponível no contexto do aplicativo no estudado.
Visualização total do aplicativo	Descritiva	Total de visualizações do aplicativo por dia.	Para comparação com as visualizações do conteúdo do supermercado

Nota. *Variáveis descritivas não entram no modelo e serão analisadas apenas suas médias.

4 APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

4.1 Estatísticas descritivas

A Tabela 6 apresenta os resultados descritivos referentes às variáveis de desempenho, e, na Figura 11, é apresentado o gráfico das séries temporais em nível, com 91 observações.

Tabela 6

Estatísticas descritivas das variáveis de desempenho

Variável	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo
Número de vendas (unidade)	1.351,77	271,15	705	1960
Vendas Totais (reais)	30.096,91	8.931,24	16.105,92	56.833,67
Lucro Bruto (reais)	8.625,6	2.327,63	4.783,36	16.146,31

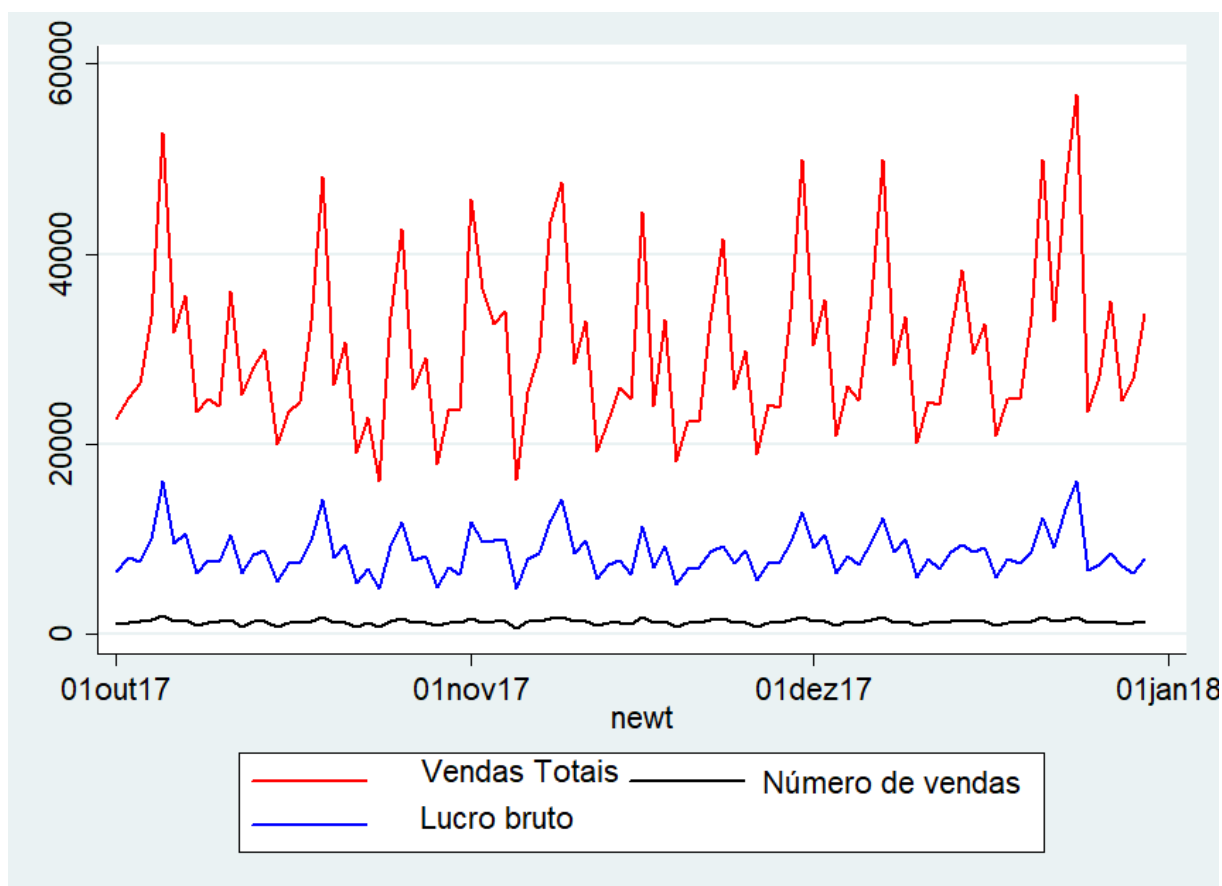


Figura 11. Gráfico das vendas totais do supermercado, número de vendas e lucro bruto.

O dia da semana e mês são variáveis que afetam o desempenho. Na Tabela 7 apresentam-se as médias para estas variáveis de acordo com estas características. Destaque-se, positivamente, os dias da semana de quarta, quinta e sábado e, negativamente, o domingo, mas isso ocorre devido ao funcionamento durante meio período. Em vendas totais, cumpre destacar

que as médias de domingo, segunda e terça estão próximas, embora no domingo o supermercado funcione apenas meio período.

Tabela 7

Variáveis de desempenho em relação aos dias da semana e meses

	Número de vendas	Vendas Totais	Lucro Bruto
Domingo	1.011,86	23.475,83	6.656,51
Segunda	1.309,50	24.148,17	7.609,19
Terça	1.285,85	24.134,30	7.217,88
Quarta	1.479,15	34.207,85	9.452,19
Quinta	1.666,38	43.240,09	11.451,98
Sexta	1.342,08	28.379,93	8.470,55
Sábado	1.390,46	33.143,93	9.594,16
Outubro	1.315,03	28.380,67	8.402,72
Novembro	1.366,97	30.383,42	8.659,64
Dezembro	1.374,53	31.583,85	8.821,85

A Tabela 8 apresenta as estatísticas descritivas referentes às variáveis da estratégia em dispositivo móvel. Os dados apresentados nos gráficos tiveram aplicação de filtro exponencial para facilitar a visualização.

Tabela 8

Estatísticas descritivas das variáveis relacionadas ao dispositivo móvel

Variável	Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	Intervalo	Observações
Alcance	677,1	624,22	24	2173	Por postagem	46
Custo da promoção	2,87	0,95	0,48	6	Por postagem paga	26
Aplicativo	42,90	28,68	0	117	01/10/2017 31/12/2017	91
Visualizações totais do aplicativo	2.258,86	468,38	1271	3221	01/10/2017 31/12/2017	91

As variáveis de Alcance e Custo da promoção devem ser analisadas por postagem porque corresponde ao modo como são mensuradas pela rede social, mas, para a inclusão no modelo, a variável Alcance será transformada. Custo da promoção no *Instagram* varia apenas de 0,48 a 6 reais, por isso a linha quase reta no inferior do gráfico. Com exceção da postagem de 6 reais com duração de 2 dias, o restante das postagens pagas obedeceu ao padrão de 3 reais para 1 dia. Valores menores que 3 reais se deve à dificuldade do *Instagram* em disseminar a mensagem depois da postagem ser promovida, provocando a cobrança proporcional ao Alcance conseguido. O pico da variável de Alcance em outubro se deve a 1 postagem que foi paga. O aumento a partir da metade de novembro corresponde ao período em que todas as postagens começaram a ser pagas, como mencionado na Figura 5. O gráfico da Figura 12 também foi suavizado.

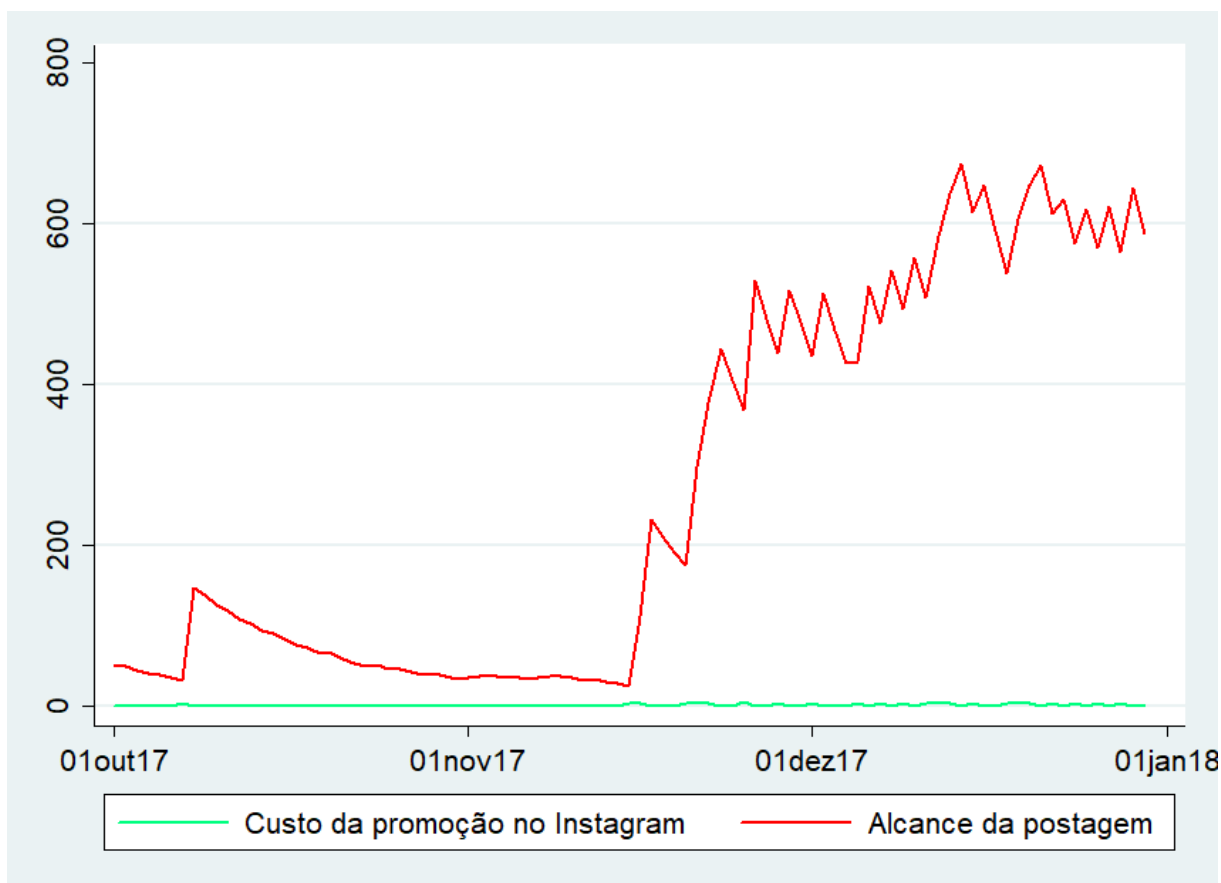


Figura 12. Com os dados suavizados por filtro exponencial

A maior influência sobre o Alcance é se a postagem é paga ou não. Como mencionado, quando ocorre a promoção da postagem, ou seja, há pagamento para que ela seja disseminada, mais contas são atingidas pelo conteúdo gerado pela empresa, e sem a necessidade de permissão das pessoas. O público escolhido foi restrito à localização, no raio de 1 quilômetro do supermercado. O Alcance do conteúdo promocional também obteve média superior ao do publicitário.

Tabela 9

Média de Alcance de acordo com a estratégia de entrega e conteúdo

	Alcance
Postagem paga (estratégia <i>push</i>)	1157,85
Estratégia de entrega <i>pull</i>	52,05
Conteúdo publicitário	492,89
Conteúdo promocional	721,86

A Figura 13 é o gráfico das variáveis relacionadas ao aplicativo. As visualizações do conteúdo do supermercado são pequenas em comparação com as visualizações totais do aplicativo e aparentam estabilidade ao longo do tempo. Como mostrado na Tabela 8, a média do supermercado é aproximadamente 43, enquanto o aplicativo possui média de 2258 visualizações por dia. As quedas na série das visualizações totais do aplicativo se referem ao

domingo, em que a média é de 1457, bem abaixo da geral. Se o conteúdo do supermercado no aplicativo for insignificante no desempenho da empresa, o aplicativo em si não pode ser responsabilizado, devido à baixa participação das visualizações do supermercado na quantidade total. Na Tabela 10 são mostradas as médias de acordo com o dia da semana.

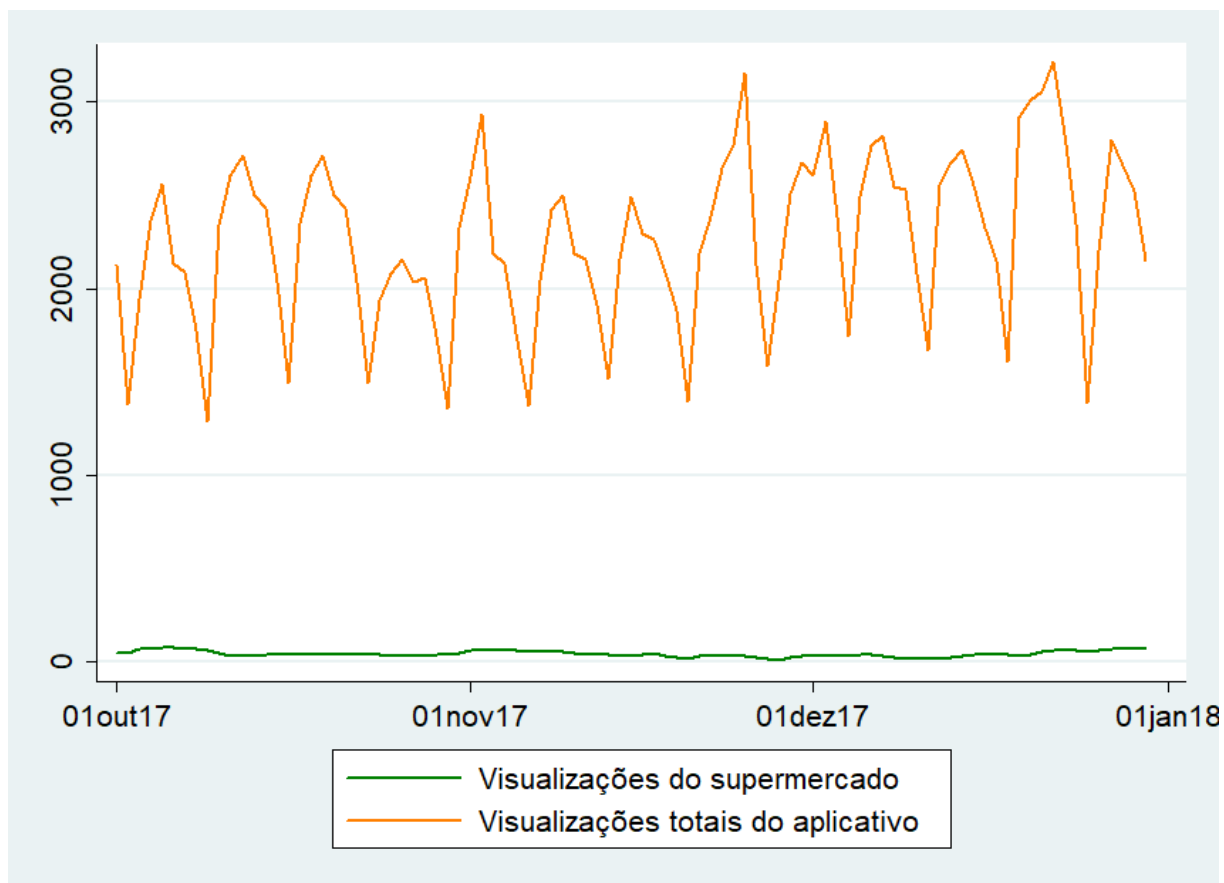


Figura 13. Com os dados suavizados por filtro exponencial

Tabela 10

Visualizações no aplicativo de acordo com o dia da semana

	Visualizações do supermercado	Visualizações totais do aplicativo
Domingo	28,78	1.457,79
Segunda-feira	37,58	2.301,58
Terça-feira	56,85	2.529,46
Quarta-feira	51,54	2.670,46
Quinta-feira	51,77	2.466,77
Sexta-feira	33,00	2.434,00
Sábado	41,46	2.016,85

Na Tabela 11 são analisadas as médias das variáveis de desempenho por período, sendo um antes da pesquisa (1º de novembro de 2013 a 30 de setembro de 2017) e outro no período de pesquisa (1º de outubro de 2017 a 31 de dezembro de 2017). Para o período da pesquisa em dispositivos móveis, a maior diferença entre as médias é entre a variável de lucro bruto.

Destaque-se que não é possível realizar inferência com esses dados. A inflação não foi considerada.

Tabela 11

Médias das variáveis de desempenho antes e depois da pesquisa

Média de vendas		Média do lucro bruto		Média do número de vendas	
Antes da pesquisa	Durante a pesquisa	Antes da pesquisa	Durante a pesquisa	Antes da pesquisa	Durante a pesquisa
30.771,68	30.096,91	7.711,55	8.625,60	1.391,07	1.351,77

4.1.1 Dados adicionais do *Instagram*

Nas postagens pagas são fornecidas informações adicionais pelo *Instagram*, dentre elas gênero e faixa etária dos usuários que visualizaram a postagem. As médias são apresentadas na Tabela 12.

Tabela 12

Informações sobre gênero e faixa etária dos usuários que visualizaram as postagens promocionais

Gênero		Faixa Etária	
Feminino	67%	18-24	44%
		25-34	35%
		35-44	12%
Masculino	33%	45-54	6%
		55-64	2%
		65+	1%

Há algumas diferenças em relação ao público geral do *Instagram* reportado, a maior delas referente à classe mais jovem, de 18 a 24 anos⁴, que foi o mais atingido nas postagens pagas do supermercado. Segundo dados do *site* Statista (2018), 7% dos usuários estão entre 13-17 anos, 31% entre 18-24, 30% entre 25-34, 17% entre 35-44, 9% entre 45-54, 4% entre 55-64 e 2% representam os maiores de 65 anos. Em relação ao gênero, 49% são do feminino e 51% masculino, demonstrando outra disparidade, uma vez que na pesquisa as mulheres dominaram.

Outra observação relevante é que 10 seguidores foram responsáveis por 50% das curtidas e comentários. Embora 141 seguidores diferentes tenham se envolvido com a página, menos de 10% o fizeram de maneira intensa.

4.2 Análise visual de quebra estrutural

A partir desta etapa da análise de dados, as variáveis de Alcance e Aplicativo foram transformadas para atender aos requisitos da modelagem VAR. Como a maioria das variáveis que vão entrar no modelo são mensuradas diariamente (número de vendas, lucro bruto, vendas

⁴ A rede social inseriu a faixa etária de 13 a 17 anos em apenas uma postagem paga, por isso não foi considerada nesta análise.

totais e visualizações no aplicativo), a métrica de Alcance, mensurada por postagem, será transformada em diária. A alteração ocorreu com a repetição do Alcance da última postagem até ter outra. Por exemplo, no dia 1º de outubro a postagem teve 30 Alcances. Como nos dias 02 e 03 não houve postagem, repete-se o Alcance de 30 para esses dois dias. A variável de visualizações do aplicativo precisou ser transformada devido a alguns valores zerados, que ocorre quando não há conteúdo do supermercado sendo veiculado no aplicativo. A transformação foi igual à do Alcance, com a repetição nos dias zerados da quantidade do último dia que teve visualizações. A justificativa em *marketing* para essas mudanças é que a propaganda é capaz de estimular a memória, aumentando seu impacto além do período em que foi veiculada, chamado efeito *carryover* da propaganda (Dekimpe & Hanssens, 2007).

Neste trabalho, a análise de quebra estrutural foi realizada visualmente por meio de gráficos. A variável de quebra estrutural será criada como uma *dummy* (0 para os dias sem quebra e 1 para os dias com quebra), que será adicionada como variável exógena no modelo. Ela foi criada para controlar as quebras na variável de Alcance (Figura 15). Outras variáveis que entrarão no modelo para controlar a variação diária são as relacionadas aos dias da semana, que visam controlar as variáveis de Vendas, Número de vendas, Lucro bruto e Visualizações do aplicativo (Figuras 14 e 16).

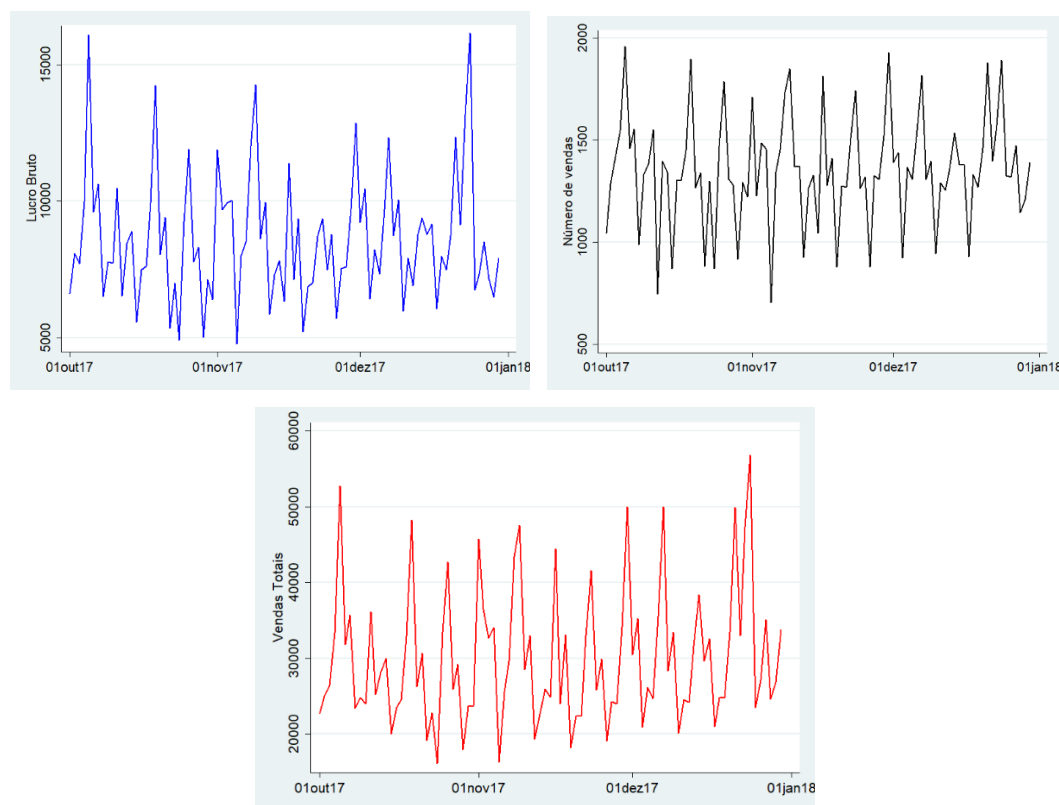


Figura 14. Gráfico das vendas totais do supermercado, número de vendas e lucro bruto em nível.

Os dados de desempenho financeiro são diários e por isso variam muito. Para controlar a variação, são inseridas *dummies* relacionadas aos dias da semana. Na etapa descritiva, mais especificamente na Tabela 7, observa-se como esses valores mudam de acordo com o dia da semana.

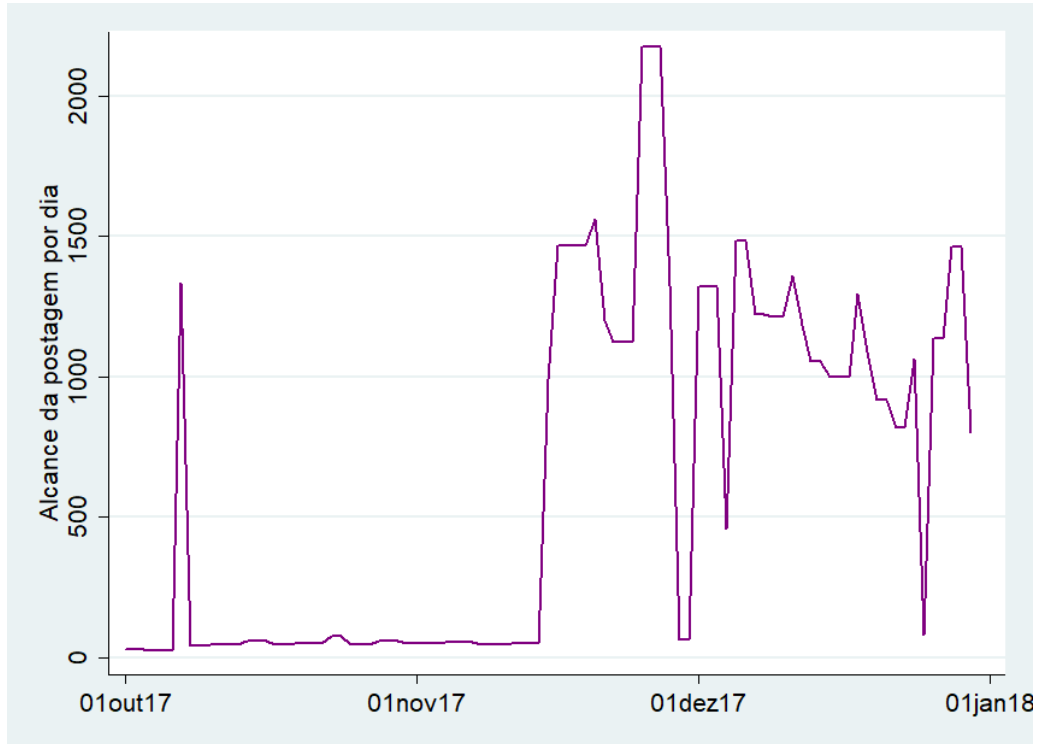


Figura 15. Gráfico de Alcance da postagem por dia em nível.

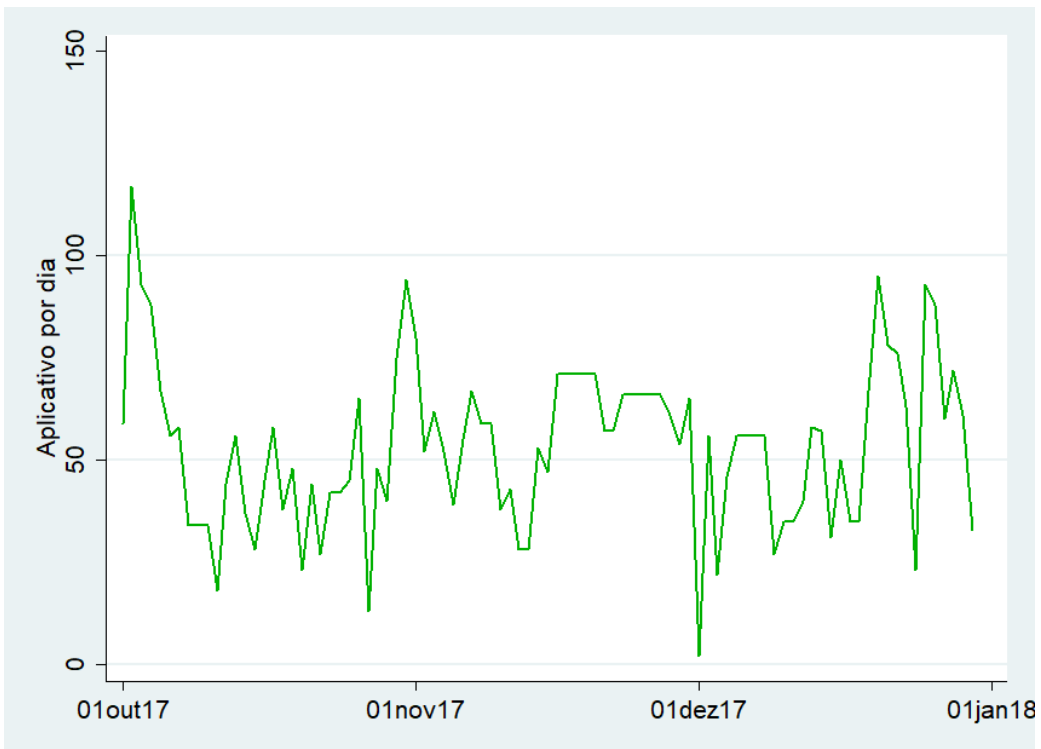


Figura 16. Gráfico de visualizações do conteúdo do supermercado no aplicativo em nível.

4.3 Teste de raiz unitária

Os resultados dos testes de raiz unitária são apresentados nas Tabelas 13 e 14. O teste utilizado foi o *Dickey-Fuller Generalized Least Square* (DF-GLS), e o critério de escolha do número de defasagens foi o de Akaike Modificado (MAIC).

Para realizar o teste, as variáveis foram transformadas em logaritmo. O resultado $\hat{\tau}$ deve ser menor que os valores críticos τ para rejeitar a hipótese nula de raiz unitária. Se a hipótese nula não for rejeitada, a série possui raiz unitária.

Tabela 13

Resultado do teste de raiz unitária com as variáveis em logaritmo

Variáveis de Desempenho	Modelo 1		Modelo 2	
	Defasagem, de acordo com MAIC	τ_{τ} : com constante e tendência determinística (default)	Defasagem, acordo com MAIC	τ_{μ} : apenas com constante (no trend)
Número de vendas	1	-5,814***	11	-0,175
Vendas Totais	1	-5,641***	11	-0,565
Lucro Bruto	1	-5,108***	11	-0,975
Alcance	4	-2,072	3	-0,547
Aplicativo	8	-2,222	11	-2,207**

Nota.

*Significativo a 10%

**Significativo a 5%

***Significativo a 1%

Como os resultados da Tabela 13 sugerem, as séries de número de vendas, vendas totais, lucro bruto e visualizações no aplicativo são estacionárias, as três primeiras ao nível de significância de 1%, nos modelos com constante e tendência determinística, e a última ao nível de 5%, no modelo apenas com constante. Como as três variáveis de desempenho possuem tendência, um componente de tendência será acrescentado ao modelo VAR. A série da variável Alcance não rejeitou a hipótese nula de raiz unitária, provocando a necessidade de diferenciação da série. Após a primeira diferença, o resultado sugere estacionariedade nos dois modelos (Tabela 14). Desse modo a série de Alcance da postagem por dia é integrada de ordem 1, I (1), com constante e tendência.

Tabela 14

Resultado do teste de raiz unitária em primeira diferença para Alcance

Variáveis de Dispositivo Móvel – Rede Social	Modelo 1		Modelo 2	
	Defasagem, de acordo com MAIC	τ_{τ} : com constante e tendência determinística (default)	Defasagem, acordo com MAIC	τ_{μ} : apenas com constante (no trend)
1ª diferença do log de Alcance	1	-8,021***	1	-8,067***

Nota.

*Significativo a 10%

**Significativo a 5%

***Significativo a 1%

Há cointegração quando duas séries integradas de mesma ordem possuem resíduos estacionários, movimentam-se em conjunto e tem relacionamento de longo prazo (Bueno, 2015). Como não há duas séries que sejam integradas da mesma ordem, não há necessidade de aplicação do teste de cointegração.

4.4 Modelo de Auto Regressão Vetorial (VAR)

A utilização do método VAR neste trabalho possui como objetivo primordial gerar a elasticidade da estratégia em dispositivo móvel (rede social e aplicativo) por meio da função resposta ao impulso. As variáveis estacionárias são incluídas no modelo em nível (e log), enquanto as não estacionárias são inseridas na forma diferenciada (e log). O modelo também possui variáveis exógenas, principalmente para controlar as quebras e variações diárias relacionadas aos dias da semana, e inclusão da tendência, o que se chama de modelo de auto regressão vetorial com variáveis exógenas (VARX). Será estimado 1 VARX com as variáveis endógenas de número de vendas, vendas totais, lucro bruto, Alcance da postagem por dia e visualizações no aplicativo. As variáveis exógenas são tempo, domingo, terça, quarta, quinta, sexta, sábado (segunda foi excluída devido à colinearidade) e quebra.

4.4.1 Número de defasagens do modelo

Para estimação do modelo VARX, é necessário definir o número de defasagens do modelo. O número de defasagens (p) deve ser o suficiente para que os erros de todas as variáveis endógenas sejam ruídos brancos. Quanto mais alto p , menor o poder do teste estatístico. O critério de informação pode ser utilizado. Quando $T \geq 16$, o teste BIC é o indicado, acompanhado do HQ e por último o teste AIC (Bueno, 2015).

Tabela 15

Resultado da seleção do número de defasagens

Defasagens	FPE	AIC	HQIC	SBIC
0	7.7e-08	-2,20051	-1,673660*	-0,889095*
1	7.0e-08*	-2,30488	-1,485330	-0,264893
2	7.1e-08	-2,31298	-1,200730	0,455575
3	9.7e-08	-2,04172	-0,636769	1,455400
4	9.4e-08	-2,14306	-0,445414	2,082630
5	1.2e-07	-1,97000	0,0203410	2,984250
6	1.2e-07	-2,16097	0,1220640	3,521840
7	1.0e-07	-2,49261*	0,0831290	3,918780

Os critérios de informação HQIC e SBIC, apresentados na Tabela 15, indicam 0 defasagens para o modelo, enquanto o critério AIC sugere 7 defasagens. Como os resultados

foram inconclusivos, são testadas as defasagens do modelo de acordo com autocorrelação dos erros, por meio do teste LM (multiplicador de Lagrange) ou Breusch-Godfrey (Bueno, 2015).

Tabela 16

Teste de autocorrelação dos erros para o modelo com 1 defasagem

Defasagem	Chi ²	Graus de liberdade	Prob>chi ²
1	57.9983	25	0.00020
2	48.3273	25	0.00341

No modelo com 1 defasagem, ocorre autocorrelação dos erros, uma vez que a hipótese nula de que não há autocorrelação foi rejeitada. Procedeu-se com o teste para 2 defasagens.

Tabela 17

Teste de autocorrelação dos erros para o modelo com 2 defasagens

Defasagem	Chi ²	Graus de liberdade	Prob>chi ²
1	41.0782	25	0.02253
2	25.8742	25	0.41434
3	27.1749	25	0.34721

No modelo com 2 defasagens, as hipóteses nulas de ausência autocorrelação são aceitas para as defasagens 2 e 3. Neste caso, o modelo com 2 defasagens é adequado. O teste de estabilidade do modelo também foi realizado, indicando que a condição de estabilidade foi satisfeita, pois todos os valores apresentados na Tabela 18 são menores que 1.

Tabela 18

Condição de estabilidade para o modelo com 2 defasagens

<i>Eigenvalue</i>	
0,4324521	+ 0,3364689i
0,4324521	- 0,3364689i
0,5274005	
-0,2975305	+ 0,3893625i
-0,2975305	- 0,3893625i
0,12114	+ 0,4401065i
0,12114	- 0,4401065i
-0,09274201	+ 0,4456903i
-0,09274201	- 0,4456903i
-0,4229197	

Nota. All the eigenvalues lie inside the unit circle.

O último teste para concluir se o modelo é adequado é o de normalidade dos resíduos de Jaque-Bera. A hipótese nula é de que os resíduos são normalmente distribuídos e, como sugerem os dados da Tabela 19, apenas o teste para a série de Lucro bruto não a rejeitou. Ou seja, apenas os resíduos de Lucro bruto são normais. Lütkepohl (2005) destaca que este teste deve ser interpretado cuidadosamente, pois os Jaque-Bera possui baixo poder em pequenas amostras. Assim, continuam-se as análises com 2 defasagens, embora o teste de normalidade tenha sido rejeitado para 4, das 5 variáveis do modelo.

Tabela 19

Teste de normalidade dos resíduos do modelo com 2 defasagens

Série	Chi ²	Graus de liberdade	Prob>chi ²
Número de vendas	130,806	2	0.00000
Vendas totais	49,931	2	0.00000
Lucro bruto	1,703	2	0.42688
Aplicativo	201,721	2	0.00000
Alcance	128,763	2	0.00000
Tudo	512,924	10	0.00000

4.4.2 Teste de casualidade de Granger

O teste de casualidade de Granger é utilizado para definir se uma variável possui informações úteis nos seus valores passados e contemporâneos para prever outra por meio de correlações estatísticas. Quando y não contribui na previsão de z , denota-se que y não *Granger-causa* z , hipótese nula do teste (Bueno, 2015).

Tabela 20

Resultado do teste de casualidade de Granger

Equação	Excluído	Chi ²	Graus de liberdade	Prob>chi ²
Número de vendas	Vendas totais	0,790	2	0,674
Número de vendas	Lucro bruto	0,735	2	0,692
Número de vendas	Aplicativo	8,903	2	0,012
Número de vendas	Alcance	0,287	2	0,866
Número de vendas	Todos	16,523	8	0,035
Vendas totais	Número de vendas	8,516	2	0,014
Vendas totais	Lucro bruto	0,327	2	0,849
Vendas totais	Aplicativo	8,900	2	0,012
Vendas totais	Alcance	0,162	2	0,922
Vendas totais	Todos	16,786	8	0,032
Lucro bruto	Número de vendas	7,836	2	0,020
Lucro bruto	Vendas totais	0,692	2	0,707
Lucro bruto	Aplicativo	7,241	2	0,027
Lucro bruto	Alcance	0,200	2	0,905
Lucro bruto	Todos	14,017	8	0,081
Aplicativo	Número de vendas	1,929	2	0,381
Aplicativo	Vendas totais	1,436	2	0,488
Aplicativo	Lucro bruto	0,894	2	0,639
Aplicativo	Alcance	23,749	2	0,000
Aplicativo	Todos	34,847	8	0,000
Alcance	Número de vendas	2,526	2	0,283
Alcance	Vendas totais	1,354	2	0,508
Alcance	Lucro bruto	4,484	2	0,106
Alcance	Aplicativo	5,664	2	0,059
Alcance	Todos	13,716	8	0,089

Nota. Em negrito apenas os relacionamentos que rejeitam a hipótese nula ao nível de 5%.

Em relação ao número de vendas, as evidências apontam que aplicativo causa-Granger número de vendas. Alcance, aplicativo, lucro bruto e vendas totais, em conjunto, também causam-Granger número de vendas ao nível de 5%.

Outros relacionamentos significativos são: número de vendas causa-Granger vendas totais; aplicativo causa-Granger vendas totais; Alcance, aplicativo, lucro bruto e número de vendas, em conjunto, causam-Granger vendas totais; número de vendas causa-Granger lucro bruto; aplicativo causa-Granger lucro bruto; Alcance causa-Granger aplicativo; e, Alcance, lucro bruto, vendas totais e número de vendas, em conjunto, causam-Granger aplicativo. A Tabela 21 resume as conclusões dos principais relacionamentos.

Tabela 21

Resumo dos resultados do teste de casualidade de Granger

Sentido da Casualidade	Probabilidade	Resultado
Aplicativo → Número de vendas	0,012	causa-Granger
Aplicativo → Vendas totais	0,012	causa-Granger
Aplicativo → Lucro bruto	0,027	causa-Granger
Alcance → Aplicativo	0,000	causa-Granger
Número de vendas → Vendas totais	0,014	causa-Granger
Número de vendas → Lucro bruto	0,020	causa-Granger

4.4.3 Função Resposta ao impulso

A função resposta ao impulso almeja descobrir como o choque de uma variável (impulso) influencia os valores futuros de outra (variável de resposta). Ela é gerada através dos coeficientes que representam o comportamento das variáveis após choques estruturais. Para calculá-los, é imposto que alguns coeficientes sejam iguais a zero para identificar os parâmetros estruturais do modelo e, conseqüentemente, quantificar os impactos dos choques (Bueno, 2015). O intervalo de confiança é gerado de acordo com os coeficientes estimados e é calculado automaticamente pelos softwares.

Como os dados são diários, a previsão foi realizada para 21 períodos adiante. Utiliza-se a estatística de função resposta ao impulso acumulada e ortogonalizada (coirf). A partir dos gráficos, na Figura 17, e valores da função resposta ao impulso, Tabela 22, é feita a análise das funções.

De acordo com as funções apresentadas na Figura 17, percebe-se que a variável aplicativo, como impulso, tem o intervalo de confiança acima de zero nos gráficos 17.C e 17.D, que correspondem às variáveis de resposta número de vendas e vendas totais, com valor negativo apenas no primeiro período. A função de resposta para Lucro Bruto está acima de zero, mas é perceptível apenas por meio da Tabela 22, em que os valores estão zerados até a segunda casa decimal depois da vírgula.

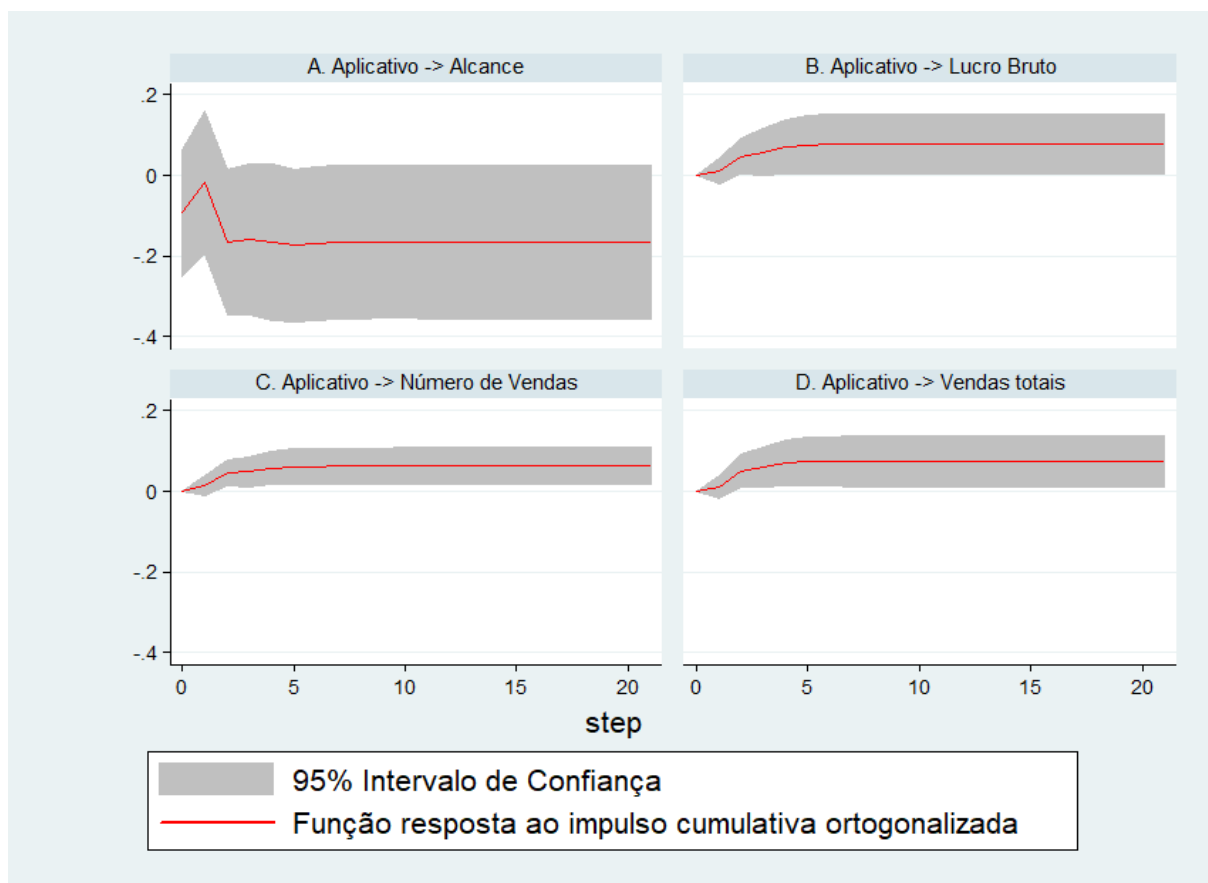


Figura 17. Função resposta ao impulso do Aplicativo.

A elasticidade acumulada do aplicativo em número de vendas é estabilizada em 0.0622, representando que se o número de visualizações do aplicativo aumentar em 1%, tem-se aumento no número de vendas em 0.0622% no período acumulado. A elasticidade acumulada de vendas totais é de 0,0744 e do lucro bruto é de 0.0784 (Tabela 23). A estabilização para as variáveis de desempenho ocorre do período 14 em diante, demonstrando que o aplicativo possui efeitos retardados até 14 dias depois da ação.

Tabela 22

Valores da função resposta do número de vendas e vendas totais ao impulso do Aplicativo

Período	Número de vendas			Vendas totais		
	coirf	mínimo	máximo	coirf	mínimo	máximo
1	0,0135	-0,0117	0,0388	0,0124	-0,0160	0,0407
2	0,0458	0,0134	0,0782	0,0504	0,0093	0,0916
3	0,0493	0,0125	0,0861	0,0599	0,0091	0,1108
4	0,0584	0,0170	0,0998	0,0708	0,0132	0,1284
5	0,0613	0,0181	0,1045	0,0740	0,0137	0,1342
6	0,0618	0,0173	0,1062	0,0743	0,0126	0,1359
7	0,0622	0,0171	0,1072	0,0744	0,0120	0,1368
8	0,0621	0,0167	0,1076	0,0743	0,0115	0,1370
9	0,0620	0,0164	0,1076	0,0741	0,0113	0,1369

continua

10	0,0621	0,0164	0,1078	0,0742	0,0112	0,1372
11	0,0621	0,0163	0,1079	0,0743	0,0112	0,1373
12	0,0621	0,0163	0,1080	0,0743	0,0112	0,1374
13	0,0622	0,0163	0,1081	0,0743	0,0112	0,1375
14	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
15	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
16	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
17	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
18	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
19	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
20	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376
21	0,0622	0,0163	0,1081	0,0744	0,0111	0,1376

O gráfico 17.A (Alcance) possui intervalo de confiança no valor zero, por isso considera-se que aplicativo não possui efeito relevante nessa variável.

Tabela 23

Valores da função resposta do lucro bruto e Alcance ao impulso do Aplicativo

Período	Lucro Bruto			Alcance		
	coirf	mínimo	máximo	coirf	mínimo	máximo
0	0	0	0	-0,0929	-0,2495	0,0637
1	0,0111	-0,0191	0,0412	-0,0172	-0,1932	0,1588
2	0,0477	0,0030	0,0925	-0,1650	-0,3455	0,0155
3	0,0585	0,0010	0,1159	-0,1579	-0,3454	0,0296
4	0,0713	0,0046	0,1380	-0,1662	-0,3598	0,0273
5	0,0764	0,0056	0,1471	-0,1734	-0,3631	0,0163
6	0,0778	0,0052	0,1505	-0,1680	-0,3582	0,0221
7	0,0784	0,0048	0,1520	-0,1654	-0,3566	0,0257
8	0,0784	0,0044	0,1523	-0,1651	-0,3545	0,0244
9	0,0782	0,0042	0,1523	-0,1642	-0,3541	0,0256
10	0,0783	0,0041	0,1524	-0,1645	-0,3543	0,0253
11	0,0783	0,0041	0,1525	-0,1647	-0,3544	0,0250
12	0,0784	0,0040	0,1527	-0,1648	-0,3547	0,0251
13	0,0784	0,0040	0,1528	-0,1649	-0,3548	0,0250
14	0,0784	0,0040	0,1528	-0,1649	-0,3548	0,0250
15	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1649	-0,3548	0,0250
16	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1649	-0,3548	0,0250
17	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1649	-0,3548	0,0250
18	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1648	-0,3548	0,0250
19	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1648	-0,3548	0,0250
20	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1648	-0,3548	0,0250
21	0,0784	0,0040	0,1529	-0,1648	-0,3548	0,0250

No teste de causalidade, o aplicativo causou-Granger número de vendas, vendas totais e lucro bruto. No resultado da função resposta ao impulso, as respostas das séries estiveram em consonância com este resultado. Portanto, o aplicativo possui efeito relevante para todas as variáveis de desempenho do supermercado (número de vendas, vendas totais e lucro bruto), estabilizando seu impacto no 14º dia, sendo que o impacto em lucro bruto é o maior.

Os gráficos das funções apresentadas na Figura 18 tiveram Alcance como impulso. O intervalo de confiança resultou acima de zero apenas no gráfico 18.D, que corresponde à resposta da variável aplicativo, em consonância com o resultado do teste de causalidade de Granger.

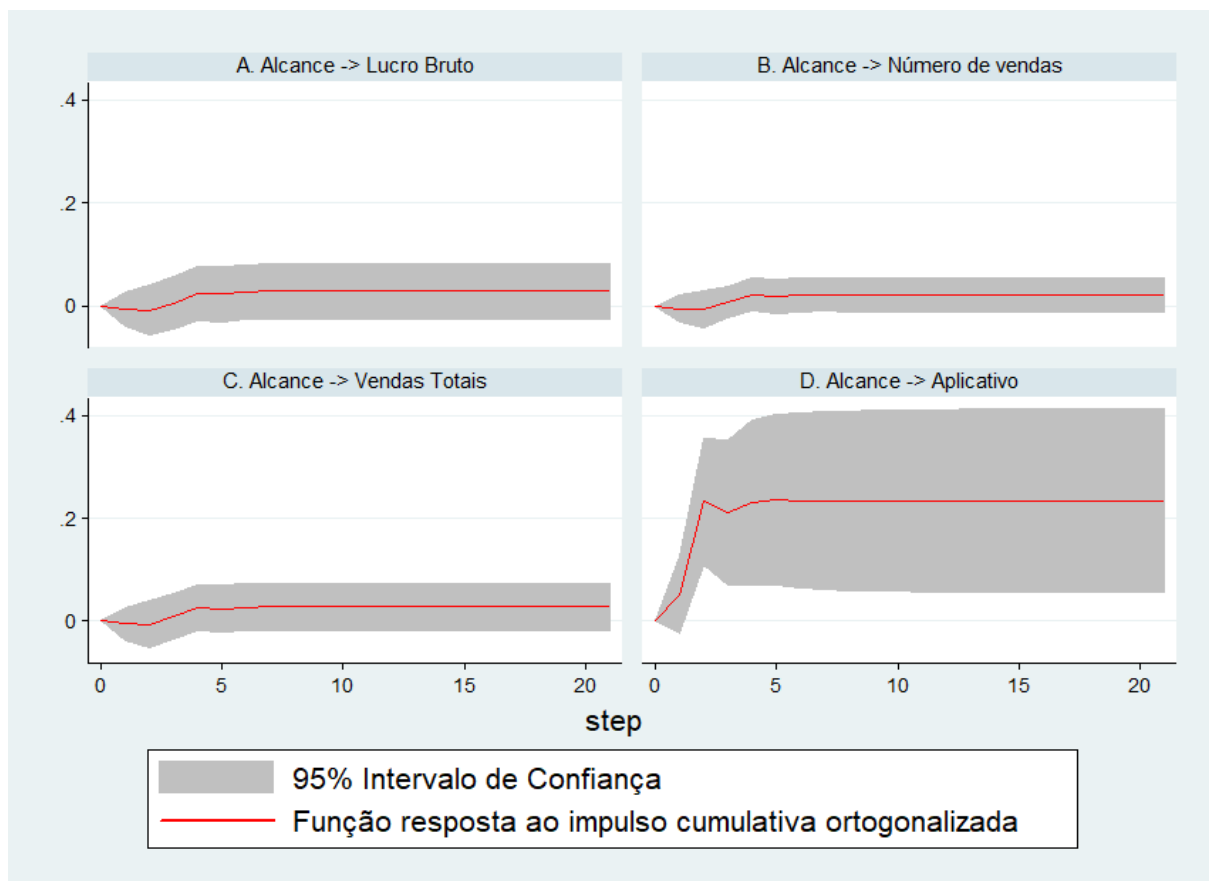


Figura 18. Função resposta ao impulso do Alcance.

Pode-se concluir que Alcance não possui efeito nas variáveis de desempenho financeiro, mas contribui no aumento das visualizações do aplicativo, que possui influência no desempenho. Ou seja, o impacto do Alcance é indireto.

Tabela 24

Valores da função resposta do número de vendas e vendas totais ao impulso do Alcance

Período	Número de vendas			Vendas totais		
	coirf	mínimo	máximo	coirf	mínimo	máximo
1	-0,0054	-0,0328	0,0219	-0,0055	-0,0362	0,0251
2	-0,0077	-0,0434	0,0280	-0,0065	-0,0519	0,0389
3	0,0070	-0,0234	0,0374	0,0082	-0,0360	0,0524
4	0,0215	-0,0106	0,0537	0,0263	-0,0187	0,0714
5	0,0173	-0,0155	0,0503	0,0246	-0,0210	0,0702
6	0,0204	-0,0122	0,0531	0,0272	-0,0182	0,0725
7	0,0219	-0,0108	0,0547	0,0284	-0,0171	0,0738
8	0,0212	-0,0120	0,0545	0,0277	-0,0183	0,0736
9	0,0212	-0,0121	0,0546	0,0276	-0,0186	0,0738

10	0,0213	-0,0121	0,0548	0,0277	-0,0187	0,0740
11	0,0213	-0,0123	0,0548	0,0276	-0,0189	0,0741
12	0,0213	-0,0123	0,0549	0,0277	-0,0189	0,0742
13	0,0213	-0,0123	0,0549	0,0277	-0,0188	0,0742
14	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0742
15	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743
16	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743
17	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743
18	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743
19	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743
20	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743
21	0,0213	-0,0123	0,0550	0,0277	-0,0188	0,0743

A elasticidade acumulada do Alcance na quantidade de visualizações do aplicativo estabiliza em 0.2346, ou seja, se aumentar o Alcance da postagem em 1%, o aumento na quantidade de visualizações do aplicativo é de 0.2346%.

Tabela 25

Valores da função resposta do lucro bruto e aplicativo ao impulso do Alcance

Período	Lucro Bruto			Aplicativo		
	coirf	min	máx	coirf	min	máx
1	-0,0072	-0,0400	0,0255	0,0512	-0,0243	0,1267
2	-0,0081	-0,0577	0,0414	0,2323	0,1102	0,3544
3	0,0056	-0,0449	0,0561	0,2116	0,0705	0,3526
4	0,0234	-0,0297	0,0764	0,2300	0,0693	0,3908
5	0,0230	-0,0311	0,0770	0,2359	0,0698	0,4020
6	0,0266	-0,0269	0,0802	0,2340	0,0648	0,4032
7	0,0284	-0,0254	0,0821	0,2341	0,0614	0,4069
8	0,0280	-0,0263	0,0823	0,2341	0,0610	0,4080
9	0,0279	-0,0265	0,0824	0,2337	0,0585	0,4089
10	0,0280	-0,0267	0,0827	0,2342	0,0580	0,4104
11	0,0279	-0,0270	0,0828	0,2344	0,0577	0,4110
12	0,0279	-0,0270	0,0829	0,2345	0,0575	0,4115
13	0,0280	-0,0270	0,0829	0,2346	0,0574	0,4117
14	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0574	0,4118
15	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0574	0,4118
16	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0574	0,4118
17	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0573	0,4118
18	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0573	0,4118
19	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0573	0,4118
20	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0573	0,4118
21	0,0280	-0,0270	0,0830	0,2346	0,0573	0,4118

Em vista dos dados que foram apresentados, conclui-se que a estratégia de *marketing* em dispositivo móvel que possui efeito direto nas métricas de desempenho financeiro é a quantidade de visualizações da veiculação de mensagens promocionais do supermercado no aplicativo, enquanto o Alcance do conteúdo gerado pela empresa no *Instagram* obteve apenas efeito indireto (aumenta a quantidade de visualizações do aplicativo). A Figura 19 mostra os relacionamentos e suas respectivas elasticidades.

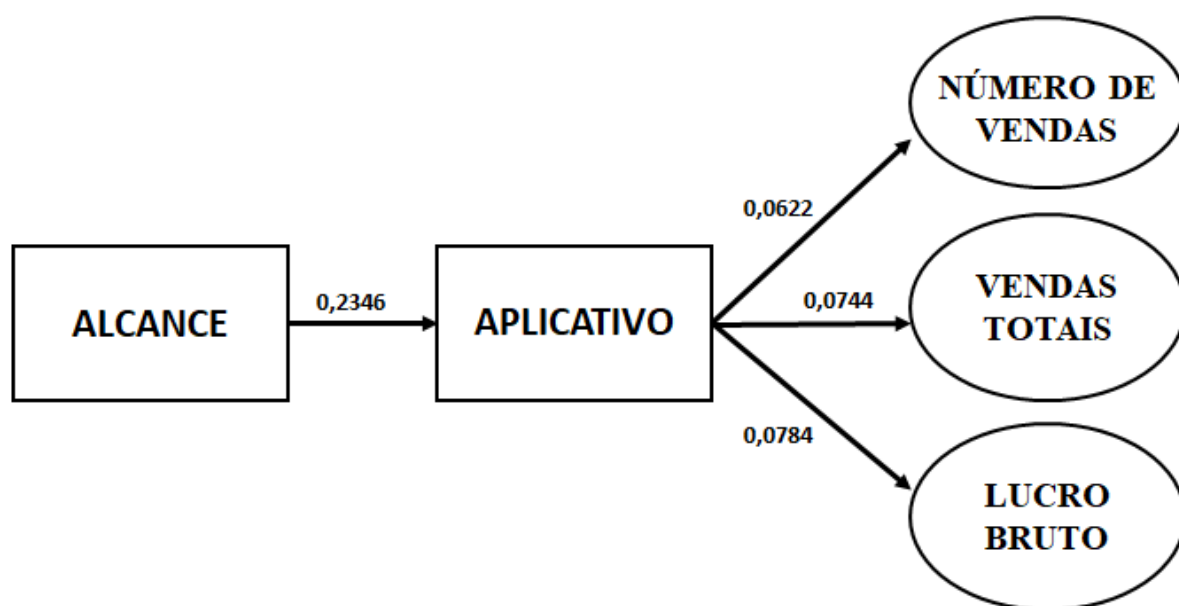


Figura 19. Relacionamentos encontrados e suas respectivas elasticidades.

A elasticidade do aplicativo derivado da análise de função resposta ao impulso é a primeira na literatura, mas é possível comparar com valores encontrados para atividades de comunicação em *marketing*. O mais próximo do aplicativo foi em Hui et al. (2013), em que a elasticidade do gasto com compra não planejada foi de 1,57 quando o cliente é estimulado a aumentar a distância percorrida por meio de promoção em dispositivo móvel, valor maior que o encontrado neste estudo. Os efeitos retardados para o aplicativo de até 14 dias depois da ação é próximo ao encontrado por Fang et al. (2015), que foi 12 para o efeito de promoções por dispositivos móveis baseados na localização nas vendas.

Outras elasticidades similares a do aplicativo em número de vendas (0,0622), vendas totais (0,0744) e lucro bruto (0,0784) foram apresentadas na literatura. Em meta-análise da elasticidade de propaganda de marcas (Sethuraman, Tellis & Briesch, 2011) a média das elasticidades foi de 0,12 no curto prazo. Srinivasan et al. (2010), encontraram elasticidade acumulada de 0,277 para promoção e 0,036 para propaganda, em que vendas era a resposta, enquanto em Pauwels (2004) foi de 0,018. Segundo Trusov, Bucklin e Pauwels (2009) a elasticidade de longo termo para atividades de *marketing* tradicional variou de 0,017 a 0,026. Em vista das elasticidades apresentadas, é possível concluir que os valores encontrados para as variáveis de desempenho quando recebem um choque de aplicativo estão na média e são relevantes para a literatura de *marketing* em dispositivos móveis.

Alcance não teve efeito em nenhuma das variáveis de desempenho, resultado que contraria a literatura. Segundo Rishika et al. (2013), a participação de consumidores na rede

social da empresa física aumenta a sua frequência na loja em 5,204%, situação que não pode ser observada neste contexto. Kumar et al. (2016) apontam que o conteúdo gerado pela empresa em rede social obteve elasticidade de 0,0140 no gasto e 0,0587 no comportamento de compra *cross-buying* do consumidor, fatores que contribuem no aumento de vendas e lucratividade da empresa.

Há motivos para o sucesso da estratégia em aplicativo sobre a rede social. Primeiro, a estratégia de entrega pelo aplicativo foi classificada como *pull*, em que os consumidores buscam ativamente as ofertas que estão interessados. O conteúdo promocional disseminado pelo aplicativo também é baseado em permissão (Andrews et al., 2016; Grewal et al., 2016), o que diminui o desconforto das pessoas quanto à invasão de privacidade e repetição excessiva de propaganda indesejada, o comportamento é caracterizado como compra planejada (ou seja, o risco de insatisfação pós compra é menor) e o efeito é prolongado, em comparação com a estratégia *push* que foi utilizada na rede social quando ela obteve maior Alcance.

A customização por localização também não foi comprovada, embora seus benefícios sejam amplamente divulgados (Danaher et al., 2015; Fang et al., 2015; Grewal et al., 2016; V. Kumar et al., 2017; Shankar et al., 2010). Apenas a rede social utilizou esta propriedade na disseminação das mensagens e seu resultado não foi relevante. Características da rede social podem ter influenciado nessa decisão, uma vez que a recomendação no uso de redes sociais pelas empresas é que não seja apenas mais um canal de vendas e promoções devido às motivações hedônicas daqueles que a usam, principalmente jovens (Rohm et al., 2013). A localização, assim, não pode ser ignorada em estudos de dispositivos móveis.

Outra motivação para o fracasso da rede social neste contexto é que o público atingido pelo conteúdo da empresa foi majoritariamente jovem. Quase 80% das contas que visualizaram as postagens são de pessoas entre 18 e 34 anos, que pode não ser o público-alvo do supermercado. O conhecimento do público é essencial para o sucesso na utilização de canais móveis (Kumar et al., 2017; Shankar et al., 2010).

Concluindo, o aplicativo agregador de ofertas representa para o usuário apenas a visualização de ofertas de supermercados variados. Ou seja, o único objetivo no acesso é pesquisar ofertas disponíveis e proceder com a compra na loja física. Já as redes sociais representam outras motivações para os seus usuários, principalmente entretenimento, por isso a indicação de Kumar et al. (2017) sobre a veiculação de campanhas criativas. O relacionamento do desempenho com o aplicativo é mais direto, mas não sugere o abandono da rede social, uma vez que possui efeito no aplicativo.

A indicação é que a comunicação de *marketing* seja integrada, com a rede social responsável na geração de conteúdo voltado à imagem institucional, com entretenimento (dentro dos limites de uma empresa de varejo) e disponibilização de informações relevantes sobre o negócio, enquanto o aplicativo é encarregado da divulgação de preços e ofertas que guiarão a compra na loja física, contribuindo para a melhoria no desempenho financeiro por meio das atividades de *marketing*.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste estudo foi avaliar o impacto da estratégia de *marketing* em dispositivos móveis, mais precisamente por meio de aplicativo e rede social, no desempenho financeiro de uma empresa varejista de médio porte. Os resultados sugerem que o aplicativo possui efeito direto na movimentação da loja (número de vendas), vendas totais e lucro bruto do supermercado, enquanto o conteúdo da empresa na rede social teve efeito apenas na quantidade de visualizações do aplicativo, sendo seu efeito no desempenho apenas indireto.

São consideradas como as mais relevantes contribuições acadêmicas da pesquisa são: a) apresentação da elasticidade de uma medida relacionada à efetividade do aplicativo no desempenho financeiro; b) abordagem sobre a mensuração do desempenho de rede social e aplicativo em uma empresa de médio porte, tema frequentemente ignorado neste contexto (Gilmore et al., 2007; Michaelidou et al., 2011) que reflete grande parcela do mercado brasileiro (Vieira, 2012); c) realização da análise de rede social em conjunto com aplicativo, uma lacuna na literatura apresentada (Porto, Santos & Santana, 2017); e d) integração da publicidade e campanhas promocionais que utilizaram ferramentas móveis, localização por exemplo, como apontado por Yadav e Pavlou (2014).

Também houve implicações para a prática, com indicações para os gestores de médias empresas de que o retorno da atividade em rede social não é diretamente financeiro, mas contribui no aumento das visualizações do aplicativo. Este último influencia as vendas, lucro bruto e movimentação da loja. A recomendação é manter a comunicação de *marketing* integrada em níveis de investimentos viáveis, para que não ocorra descontinuação e seguindo as indicações para o conteúdo em cada plataforma. Quando o canal for direto, como o aplicativo, que agrega ofertas de diversos estabelecimentos, o conteúdo deve ser promocional. Se o meio for mais abrangente em relação à motivação de uso, como redes sociais, o conteúdo deve estar em consonância com o objetivo dos usuários, para o conteúdo não ser considerado indesejado e transferir a percepção negativamente para a empresa. Finalmente, o público deve ser conhecido para aferir se o canal que se deseja investir possui participação na vida do público-alvo. Neste trabalho foi considerado apenas a disseminação do uso de dispositivos móveis na população brasileira, e não especificamente entre o público do supermercado.

Uma das limitações, como já apontado, foi o desconhecimento sobre o uso de dispositivos móveis entre o público-alvo do supermercado (Grewal et al., 2016). As plataformas sofrem constante alteração (aplicativo e *Instagram*), o que dificulta a reprodução deste método (a mensuração dos dados é alterada, impossibilitando comparações), por isso tentou-se focar na

estratégia da empresa nesses canais de mídia na forma do seu conteúdo e estratégia de entrega da mensagem (Lamberton & Stephen, 2016). Podem ser citadas como outras limitações da pesquisa a) não há comparação com outras formas de publicidade, principalmente com canais tradicionais já utilizados pelo supermercado; b) não foram apresentadas sugestões de como o orçamento deve ser alocado entre os meios – por exemplo, se o aplicativo é mais efetivo, quanto a mais o administrador deve investir nesse meio em comparação com a rede social que teve apenas efeito indireto; c) em que situações o canal móvel é preferível a outros canais disponíveis ou se devo utilizá-los em conjunto; d) se há diferenciação em relação ao conteúdo, categoria de produto ou objetivo da empresa; e, e) não foi possível avaliar qual tipo de conteúdo e modo de entrega da mensagem na rede social contribuem no aumento das visualizações do aplicativo. Finalmente, o conteúdo foi padronizado para a rede social e aplicativo, com exceção do conteúdo publicitário, que foi divulgado apenas no *Instagram*. A rede social exige uma abordagem de conteúdo diferente, que não apenas a divulgação de incentivos e promoções (Rohm et al., 2013).

Com as limitações apresentadas, muitos caminhos para pesquisas futuras são abertos. Sugere a exploração no contexto brasileiro de outros canais móveis, como o envio de cupons, promoções e publicidade por SMS e *Whatsapp*, recursos que estão sendo frequentemente utilizados por pequenos e médios negócios. Outra sugestão é a distribuição dos investimentos em *marketing* entre as plataformas disponíveis em dispositivos móveis, em que o foco da análise recai sobre o gasto de *marketing*.

6 REFERÊNCIAS

- ABRAS. (2018). Em busca da Retomada. Retrieved March 1, 2018, from <http://www.abrasnet.com.br/economia-e-pesquisa/ranking-abras/os-numeros-do-setor/>
- Andrews, M., Goehring, J., Hui, S., Pancras, J., & Thornswood, L. (2016). Mobile Promotions: A Framework and Research Priorities. *Journal of Interactive Marketing*, 34(2), 15–24. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2016.03.004>
- Andrews, M., Luo, X., Fang, Z., & Ghose, A. (2015). Mobile Ad Effectiveness : Hyper-Contextual Targeting with Crowdedness. *Marketing Science*, 35(2), 218–233.
- Arnaud, L., Mangini, E. R., & Barros, T. F. (2016). a Rede Supermarket Na Era Do Marketing: Um Caso De Mídias Sociais. *Caderno Profissional de Administração - UNIMEP*, 6(2), 118–135.
- Baghestani, H. (1991). Cointegration Analysis of the Advertising-Sales Relationship. *The Journal of Industrial Economics*, 39(6), 671–681. Retrieved from <http://www.jstor.org/stable/2098669>
- BNDES. (2018). Quem pode ser cliente. Retrieved March 1, 2018, from <https://www.bndes.gov.br/wps/portal/site/home/financiamento/guia/quem-pode-ser-cliente/>
- Boyd, M. D., & Ellison, N. B. (2007). Social Network Sites: Definition, History, and Scholarship. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 13(1), 210–230. <https://doi.org/10.1111/j.1083-6101.2007.00393.x>
- Bueno, R. de L. da S. (2015). *Econometria de séries temporais* (2. ed.). São Paulo: Cengage Learning.
- Carson, D. J. (1985). The Evolution of Marketing in Small Firms. *European Journal of Marketing*, 19(5), 7–16. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1108/EUM0000000004739>
- Cavazza, B. H., Alcântara, V. de C., Sette, R. de S., & Antonialli, L. M. (2014). Estratégias de marketing em micro e pequenas empresas de varejo: estudo de múltiplos casos no sul de Minas Gerais. *Revista Da Micro E Pequena Empresa*, 8(3), 52–65.
- Cetic.br. (2017). *TIC domicílios*. Retrieved from http://cetic.br/media/docs/publicacoes/2/TIC_DOM_2016_LivroEletronico.pdf
- Coelho, R. L. F., Miranda, J. R. de, Camargo Filho, A., Freitag, M. S. B., & Almeida, M. I. S. de. (2015). Gestão do Marketing em Micro e Pequenas Empresas. *Revista de Empreendedorismo E Gestão de Pequenas Empresas*, 4(2), 219–250.
- Coviello, N. E., Brodie, R. J., & Munro, H. J. (2000). An investigation of marketing practice by firm size. *Journal of Business Venturing*, 15(5), 523–545. [https://doi.org/10.1016/S0883-9026\(98\)00035-4](https://doi.org/10.1016/S0883-9026(98)00035-4)
- Cristiano, L., Freire, R., Silva, G. G. da, & Gonçalves, M. M. (2015). O Aplicativo Móvel como Estratégia nas Ações Promocionais de Mobile Marketing. In *Fourth International Conference on Integration of Design, Engineering and Management for innovation* (pp. 73

1–12).

- Danaher, P. J., Smith, M. S., Ranasinghe, K., & Danaher, T. S. (2015). Where, When, and How Long: Factors That Influence the Redemption of Mobile Phone Coupons. *Journal of Marketing Research*, 52(5), 710–725. <https://doi.org/10.1509/jmr.13.0341>
- De Vries, L., Gensler, S., & Leeflang, P. S. H. (2012). Popularity of Brand Posts on Brand Fan Pages: An Investigation of the Effects of Social Media Marketing. *Journal of Interactive Marketing*, 26(2), 83–91. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2012.01.003>
- Dekimpe, M. G., & Hanssens, D. M. (1995). The Persistence of Marketing Effects on Sales. *Marketing Science*, 14(1), 1–21. <https://doi.org/10.1287/mksc.14.1.1>
- Dekimpe, M. G., & Hanssens, D. M. (1999). Sustained Spending and Persistent Response: A New Look at Long-Term Marketing Profitability. *Journal of Marketing Research*, 36(4), 397–412.
- Dekimpe, M. G., & Hanssens, D. M. (2007). Advertising Response Models. In G. J. Tellis & T. Ambler (Eds.), *The SAGE Handbook of Advertising* (p. 512). Trowbridge, Wiltshire: Sage Publications.
- Dekimpe, M. G., Hanssens, D. M., & Silva-Risso, J. M. (1999). Long-run effects of price promotions in scanner markets. *Journal of Econometrics*, 89(1–2), 269–291.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1979). Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series With a Unit Root. *Journal of the American Statistical Association*, 74(366), 427–431.
- Dickey, D. A., & Fuller, W. A. (1981). Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root. *Econometrica*, 49(4), 1057–1072. <https://doi.org/10.2307/1912517>
- EMarketer. (2017). Small Businesses Shift Marketing Spend to Digital. Retrieved March 13, 2018, from <https://www.emarketer.com/Article/Small-Businesses-Shift-Marketing-Spend-Digital/1015357>
- Enders, W. (2009). *Applied Econometric Time Series*. *Technometrics* (Vol. 46). <https://doi.org/10.1198/tech.2004.s813>
- Fang, Z., Gu, B., Luo, X., & Xu, Y. (2015). Contemporaneous and Delayed Sales Impact of Location-Based Mobile Promotions. *Information Systems Research*, 26(3), 552–564.
- FGV. (2017). *Tecnologia de Informação*.
- Freo, M. (2005). The impact of sales promotions on store performance: A structural vector autoregressive approach. *Statistical Methods and Applications*, 14(2), 271–281. <https://doi.org/10.1007/s10260-005-0114-x>
- Fritz, W., Sohn, S., & Seegebarth, B. (2017). Broadening the Perspective on Mobile Marketing: An Introduction. *Psychology and Marketing*, 34(2), 113–118. <https://doi.org/10.1002/mar.20978>

- Fuller, P. B. (1994). Assessing Marketing in Small and Medium-sized Enterprises. *European Journal of Marketing*, 28(12), 34–49. <https://doi.org/10.1108/EUM0000000003872>
- Gama, A. P. da. (2011). An expanded model of marketing performance. *Marketing Intelligence & Planning*, 29(7), 643–661. <https://doi.org/10.1108/02634501111178677>
- Gilmore, A., Gallagher, D., & Henry, S. (2007). E-marketing and SMEs: operational lessons for the future. *European Business Review*, 19(3), 234–247. <https://doi.org/10.1108/09555340710746482>
- Giuliani, A. C. . (2014). *Administração de varejo para pequenas e médias empresas* (1st ed.). Jundiaí - SP: Paco Editorial.
- Grewal, D., Bart, Y., Spann, M., & Zubcsek, P. P. (2016). Mobile Advertising: A Framework and Research Agenda. *Journal of Interactive Marketing*, 34(June), 3–14. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2016.03.003>
- Guissoni, L. A. (2012). *Proposta de um método para a análise dos efeitos das atividades de marketing e alocação de recursos em um ambiente multicanal*. Universidade de São Paulo.
- Guissoni, L. A., & Neves, M. F. (2013). Ensaio Sobre a Análise de Desempenho em Marketing e Aplicação de Métricas. *Revista Brasileira de Marketing*, 12(4), 201–229. <https://doi.org/10.5585/remark.v12i4.2535>
- Gujarati, D. (2006). *Econometria Básica*. Rio de Janeiro: Elsevier.
- He, W., Wang, F.-K., & Zha, S. (2014). Enhancing social media competitiveness of small businesses: Insights from small pizzerias. *New Review of Hypermedia & Multimedia*, 20(3), 225–250. <https://doi.org/10.1080/13614568.2014.889225>
- Hennig-Thurau, T., Malthouse, E. C., Frieger, C., Gensler, S., Lobschat, L., Rangaswamy, A., & Skiera, B. (2010). The impact of new media on customer relationships. *Journal of Service Research*, 13(3), 311–330. <https://doi.org/10.1177/1094670510375460>
- Hui, S. K., Inman, J. J., Huang, Y., & Suher, J. (2013). The Effect of In-Store Travel Distance on Unplanned Spending : Applications to Mobile Promotion Strategies. *Journal of Marketing*, 77(March), 1–16.
- IBGE. (2018). Pesquisa Mensal de Comércio - PMC. Retrieved March 1, 2018, from <https://www.ibge.gov.br/estatisticas-novoportal/economicas/comercio/9227-pesquisa-mensal-de-comercio.html?&t=o-que-e>
- Instagram. (2017a). Bringing Instagram Stories to Mobile Web. Retrieved March 13, 2018, from <https://instagram-press.com/blog/2017/08/31/bringing-instagram-stories-to-mobile-web/>
- Instagram. (2017b). Celebrating a Community of 25 Million Businesses. Retrieved March 13, 2018, from <https://instagram-press.com/blog/2017/11/30/celebrating-a-community-of-25-million-businesses/>
- Katsikeas, C. S., Morgan, N. A., Leonidou, L. C., & Hult, G. T. M. (2016). Assessing

- Performance Outcomes in Marketing. *Journal of Marketing*, 80(2), 1–20.
<https://doi.org/10.1509/jm.15.0287>
- Kietzmann, J. H., Hermkens, K., McCarthy, I. P., & Silvestre, B. S. (2011). Social media? Get serious! Understanding the functional building blocks of social media. *Business Horizons*, 54(3), 241–251. <https://doi.org/10.1016/j.bushor.2011.01.005>
- Kumar, A., Bezawada, R., Rishika, R., Janakiraman, R., & Kannan, P. K. (2016). From Social to Sale: The Effects of Firm-Generated Content in Social Media on Customer Behavior. *Journal of Marketing*, 80(1), 7–25. <https://doi.org/10.1509/jm.14.0249>
- Kumar, V., Anand, A., & Song, H. (2017). Future of Retailer Profitability: An Organizing Framework. *Journal of Retailing*, 93(1), 96–119.
<https://doi.org/10.1016/j.jretai.2016.11.003>
- Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A Thematic Exploration of Digital, Social Media, and Mobile Marketing: Research Evolution from 2000 to 2015 and an Agenda for Future Inquiry. *Journal of Marketing*, 80(6), 146–172. <https://doi.org/10.1509/jm.15.0415>
- Leeflang, P. S. H., Wittink, D. R., Wedel, M., & Naert, P. A. (2000). *Building Models for Marketing Decisions*. Springer Science+Business Media Dordrecht.
- Li, C., Luo, X., Zhang, C., & Wang, X. (2017). Sunny , Rainy , and Cloudy with a Chance of Mobile Promotion Effectiveness. *Marketing Science*, 36(5), 762–779.
- Lim, J., Currim, I. S., & Andrews, R. L. (2005). Consumer heterogeneity in the longer-term effects of price promotions. *International Journal of Research in Marketing*, 22(4), 441–457. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2005.09.006>
- Lima, M. I. C., & Porto, R. B. (2012). Efeito prolongado das estratégias de comunicação de marketing e dos indicadores setoriais no faturamento de bares. *Revista Brasileira de Marketing*, 11(3), 53–74. <https://doi.org/10.5585/remark.v11i3.2390>
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*. Berlin: Springer.
- Malhotra, N. K. (2005). *Introdução à Pesquisa de Marketing* (1ª edição). São Paulo: Pearson Prentice Hall.
- Martins, E. (2008). *Contabilidade de Custos. Business* (9ª edição). São Paulo: Atlas S.A.
<https://doi.org/10.1590/S1519-70772007000100001>
- McCartan-Quinn, D., & Carson, D. (2003). Issues which Impact upon in the Small Firm Marketing. *Small Business Economics*, 21(2), 201–213.
- Michaelidou, N., Siamagka, N. T., & Christodoulides, G. (2011). Usage, barriers and measurement of social media marketing: An exploratory investigation of small and medium B2B brands. *Industrial Marketing Management*, 40(7), 1153–1159.
<https://doi.org/10.1016/j.indmarman.2011.09.009>
- Morgan, N. A. (2012). Marketing and business performance. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 40(1), 102–119. <https://doi.org/10.1007/s11747-011-0279-9>

- Morgan, N. A., Slotegraaf, R. J., & Vorhies, D. W. (2009). Linking marketing capabilities with profit growth. *International Journal of Research in Marketing*, 26(4), 284–293. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2009.06.005>
- Nijs, V. R., Dekimpe, M. G., Steenkamps, J.-B. E. M., & Hanssens, D. M. (2001). The Category-Demand Effects of Price Promotions. *Marketing Science*, 20(1), 1–22. <https://doi.org/10.1287/mksc.20.1.1.10197>
- O'Donnell, A. (2011). Small firm marketing: synthesising and supporting received wisdom. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 18(4), 781–805. <https://doi.org/10.1108/14626001111179802>
- Pauwels, K. (2004). How Dynamic Consumer Response, Competitor Response, Company Support, and Company Inertia Shape Long-Term Marketing Effectiveness. *Marketing Science*, 23(4), 596–610. <https://doi.org/10.1287/mksc.1040.0075>
- Pauwels, K., Silva-Risso, J., Srinivasan, S., & Hanssens, D. M. (2004). New Products, Sales Promotions, and Firm Value: The Case of the Automobile Industry. *Journal of Marketing*, 68(4), 142–156. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.142.42724>
- Pérez- Cabañero, C., González- Cruz, T., & Cruz- Ros, S. (2012). Do family SME managers value marketing capabilities' contribution to firm performance? *Marketing Intelligence & Planning*, 30(2), 116–142. <https://doi.org/10.1108/02634501211211948>
- Porto, R. B., Santos, P. M. F., & Santana, F. V. (2017). Desempenho na Rede Social e Receita em Vendas: Efeito Moderador da Sazonalidade na Pequena Empresa Varejista. *Revista Brasileira de Marketing*, 16(1), 115–129. <https://doi.org/10.5585/remark.v16i1.3297>
- Queiroz, M. J. Q. (2008). *Métricas De Desempenho De Marketing Em Empresas Brasileiras*. Universidade de São Paulo.
- Ramaswami, S. N., Srivastava, R. K., & Bhargava, M. (2009). Market-based capabilities and financial performance of firms: Insights into marketing's contribution to firm value. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 37(2), 97–116. <https://doi.org/10.1007/s11747-008-0120-2>
- Reijonen, H. (2010). Do all SMEs practise same kind of marketing? *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 17(2), 279–293. Retrieved from <http://dx.doi.org/10.1108/14626001011041274>
- Reis Neto, J. F. dos, Muñoz-Gallego, P. A., Souza, C. C. de, & Rodrigues, W. O. P. (2013). As conexões entre orientação empreendedora, capacidade de marketing e a percepção do desempenho empresarial. *Revista de Administração Mackenzie*, 14(3), 236–271. Retrieved from <http://www.spell.org.br/documentos/ver/10397/as-conexoes-entre-orientacao-empreendedora--capacidade-de-marketing-e-a-percepcao-do-desempenho-empresarial--evidencias-empiricas-das-micro-e-pequenas-empresas-varejistas>
- Rishika, R., Kumar, A., Janakiraman, R., & Bezawada, R. (2013). The effect of customers' social media participation on customer visit frequency and profitability: An empirical investigation. *Information Systems Research*, 24(1), 108–127. <https://doi.org/10.1287/isre.1120.0460>

- Rohm, A., D. Kaltcheva, V., & R. Milne, G. (2013). A mixed-method approach to examining brand-consumer interactions driven by social media. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 7(4), 295–311. <https://doi.org/10.1108/JRIM-01-2013-0009>
- Runyan, R. C., & Droge, C. (2008). A categorization of small retailer research streams: What does it portend for future research? *Journal of Retailing*, 84(1), 77–94. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2008.01.003>
- Rust, R. T., Ambler, T., Carpenter, G. S., Kumar, V., & Srivastava, R. K. (2004). Measuring Marketing Productivity: Current Knowledge and Future Directions. *Journal of Marketing*, 68(4), 76–89. <https://doi.org/10.1509/jmkg.68.4.76.42721>
- Sethuraman, R., Tellis, G. J., & Briesch, R. A. (2011). How Well Does Advertising Work? Generalizations from Meta-Analysis of Brand Advertising Elasticities. *Journal of Marketing Research*, 48(3), 457–471. <https://doi.org/10.1509/jmkr.48.3.457>
- Shankar, V. (2016). Mobile Marketing: The Way Forward. *Journal of Interactive Marketing*, 34(2), 1–2. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2016.03.005>
- Shankar, V., Venkatesh, A., Hofacker, C., & Naik, P. (2010). Mobile marketing in the retailing environment: Current insights and future research avenues. *Journal of Interactive Marketing*, 24(2), 111–120. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2010.02.006>
- Shankar, V., & Yadav, M. S. (2010). Emerging perspectives on marketing in a multichannel and multimedia retailing environment. *Journal of Interactive Marketing*, 24(2), 55–57. <https://doi.org/10.1016/j.intmar.2010.02.003>
- Simpson, M., Padmore, J., Taylor, N., & Frecknall- Hughes, J. (2006). Marketing in small and medium sized enterprises. *International Journal of Entrepreneurial Behavior & Research*, 12(6), 361–387. <https://doi.org/10.1108/13552550610710153>
- Slotegraaf, R. J., & Pauwels, K. (2008). The Impact of Brand Equity and Innovation on the Long-Term Effectiveness of Promotions. *Journal of Marketing Research*, 45(3), 293–306. <https://doi.org/10.1509/jmkr.45.3.293>
- Sociedade Brasileira de Varejo e Consumo - SBVC. (2017). *Estudo do Papel do Varejo na Economia Brasileira*. Retrieved from http://sbvc.com.br/wp-content/uploads/2017/03/O-Papel-do-Varejo-na-Economia-dados-2016-Versão-Completa_reduzido.pdf
- Srinivasan, S., & Hanssens, D. M. (2009). Marketing and Firm Value: Metrics, Methods, Findings, and Future Directions. *Journal of Marketing Research*, 46(3), 293–312.
- Srinivasan, S., Pauwels, K., Hanssens, D. M., & Dekimpe, M. G. (2004). Do Promotions Benefit Manufacturers, Retailers, or Both? *Management Science*, 50(5), 617–629. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1040.0225>
- Srinivasan, S., Vanhuele, M., & Pauwels, K. (2010). Mind-Set Metrics in Market Response Models: An Integrative Approach. *Journal of Marketing Research*, 47(4), 672–684. <https://doi.org/10.1509/jmkr.47.4.672>
- Statista. (2018). Distribution of Instagram users worldwide as of January 2018, by age and gender. Retrieved March 13, 2018, from <https://www.statista.com/statistics/248769/age->

distribution-of-worldwide-instagram-users/

- Steenkamps, J.-B. E. M., Nijs, V. R., Hanssens, D. M., & Dekimpe, M. G. (2005). Competitive Reactions Promotion to Advertising and Attacks. *Marketing Science*, 24(1), 35–54. <https://doi.org/10.1287/mksc.1040.0069>
- Stewart, D. W. (2009). Marketing accountability: Linking marketing actions to financial results. *Journal of Business Research*, 62(6), 636–643. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2008.02.005>
- Trusov, M., Bucklin, R. E., & Pauwels, K. (2009). Effects of Word-of-Mouth Versus Traditional Marketing: Findings from an Internet Social Networking Site. *Journal of Marketing*, 73(5), 90–102. <https://doi.org/10.1509/jmkg.73.5.90>
- UOL. (2014). Mudanças no Facebook diminuem alcance espontâneo de posts das fanpages. Retrieved from <https://tecnologia.uol.com.br/noticias/redacao/2014/04/16/queda-do-alcance-de-fanpages-no-facebook-e-natural-apontam-especialistas.htm>
- Vargas, K. S., Trindade, L. A. C., & Horbe, T. de A. N. (2014). Tomada de Decisão em Marketing: em estudo dos critérios de escolha dos canais de divulgação. *Revista Da Micro E Pequena Empresa*, 8(2), 72–83.
- Varnali, K., & Toker, A. (2010). Mobile marketing research: The-state-of-the-art. *International Journal of Information Management*, 30(2), 144–151. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2009.08.009>
- Vieira, F. G. D. (2012). Réplique 2 - sabemos a lição, mas ainda não aprendemos: comentários sobre a pesquisa científica da área de marketing, no Brasil. *Revista de Administração Contemporânea*, 16(3), 484–488. <https://doi.org/10.1590/S1415-65552012000300010>
- Virtanen, H., Björk, P., & Sjöström, E. (2017). Follow for follow: marketing of a start-up company on Instagram. *Journal of Small Business and Enterprise Development*, 24(3), 468–484. <https://doi.org/10.1108/JSBED-12-2016-0202>
- Yadav, M. S., & Pavlou, P. A. (2014). Marketing in Computer-Mediated Environments: Research Synthesis and New Directions. *Journal of Marketing*, 78(1), 20–40. <https://doi.org/10.1509/jm.12.0020>

APÊNDICE – OUTPUT DO MODELO VAR

Vector autoregression

Sample: 04oct2017 - 30dec2017	No. of obs	=	88
Log likelihood = 180.5292	AIC	=	-1.943846
FPE = 1.02e-07	HQIC	=	-.8663987
Det(Sigma_ml) = 1.14e-08	SBIC	=	.7305513

Equation	Parms	RMSE	R-sq	chi2	P>chi2
logn_de_vendas	19	.155724	0.5826	122.8488	0.0000
logvendas_totais	19	.174817	0.6981	203.5152	0.0000
loglucro_bruto	19	.186334	0.5929	128.1366	0.0000
logviews_app_d~o	19	.427947	0.4553	73.54328	0.0000
diflogalcance_~o	19	.857924	0.3052	38.65004	0.0032

	Coef.	Std. Err.	z	P> z	[95% Conf. Interval]	
logn_de_vendas						
logn de vendas						
L1.	-.4887266	.2402348	-2.03	0.042	-.9595781	-.0178752
L2.	-.432748	.2390596	-1.81	0.070	-.9012961	.0358001
logvendas_totais						
L1.	.3037295	.3642038	0.83	0.404	.4100968	1.017556
L2.	.0217217	.37374	0.06	0.954	-.7107953	.7542387
loglucro_bruto						
L1.	.0582511	.3315342	0.18	0.861	-.591544	.7080462
L2.	.2821282	.3599346	0.78	0.433	-.4233306	.987587
logviews_app_diario						
L1.	.035179	.0362375	0.97	0.332	-.0358451	.1062031
L2.	.0890616	.0341956	2.60	0.009	.0220395	.1560838
diflogalcance_post_diario						
L1.	-.0073009	.0186797	-0.39	0.696	-.0439124	.0293107
L2.	-.0084247	.0182992	-0.46	0.645	-.0442905	.0274411
domingo						
terca	.0288575	.0939256	0.31	0.759	-.1552333	.2129482
quarta	.230757	.0883052	2.61	0.009	.057682	.403832
quinta	.273598	.1086643	2.52	0.012	.0606198	.4865763
sexta	.0306905	.1120433	0.27	0.784	-.1889103	.2502913
sabado	.1116938	.0866483	1.29	0.197	-.0581337	.2815214
t	.000631	.0006769	0.93	0.351	-.0006957	.0019578
quebra	.0503194	.0376503	1.34	0.181	-.0234738	.1241126
cons	6.808888	1.281661	5.31	0.000	4.296878	9.320898

logvendas_totais							
logn_de_vendas							
L1.	-.7288905	.2696895	-2.70	0.007	-1.257472	-.2003088	
L2.	-.2400254	.2683702	-0.89	0.371	-.7660214	.2859705	
logvendas_totais							
L1.	.679054	.4088582	1.66	0.097	-.1222933	1.480401	
L2.	-.1209727	.4195636	-0.29	0.773	-.9433023	.7013569	
loglucro_bruto							
L1.	.022877	.372183	0.06	0.951	-.7065883	.7523422	
L2.	.2196236	.4040655	0.54	0.587	-.5723302	1.011577	
logviews_app_diario							
L1.	.0319766	.0406805	0.79	0.432	-.0477557	.1117088	
L2.	.1033735	.0383883	2.69	0.007	.0281339	.1786131	
diflogalcance_post_diario							
L1.	-.0074379	.02097	-0.35	0.723	-.0485384	.0336625	
L2.	-.0057639	.0205428	-0.28	0.779	-.0460272	.0344993	
domingo	-.1153079	.1061728	-1.09	0.277	-.3234028	.0927869	
terca	.0495002	.1054416	0.47	0.639	-.1571616	.256162	
quarta	.4413234	.0991321	4.45	0.000	.247028	.6356189	
quinta	.5169303	.1219875	4.24	0.000	.2778392	.7560213	
sexta	.039414	.1257807	0.31	0.754	-.2071116	.2859397	
sabado	.3563453	.0972721	3.66	0.000	.1656954	.5469951	
t	.0007972	.0007599	1.05	0.294	-.0006922	.0022867	
quebra	.0507697	.0422665	1.20	0.230	-.0320711	.1336106	
_cons	8.554715	1.438804	5.95	0.000	5.734711	11.37472	

loglucro_bruto							
logn_de_vendas							
L1.	-.7082676	.2874569	-2.46	0.014	-1.271673	-.1448624	
L2.	-.3260748	.2860507	-1.14	0.254	-.8867239	.2345742	
logvendas_totais							
L1.	.3291581	.4357941	0.76	0.450	-.5249827	1.183299	
L2.	.0537141	.4472049	0.12	0.904	-.8227913	.9302195	
loglucro_bruto							
L1.	.3949165	.3967027	1.00	0.319	-.3826066	1.17244	
L2.	.1615265	.4306857	0.38	0.708	-.6826019	1.005655	
logviews_app_diario							
L1.	.0278348	.0433605	0.64	0.521	-.0571503	.1128199	
L2.	.1005702	.0409173	2.46	0.014	.0203738	.1807667	
diflogalcance_post_diario							
L1.	-.0096877	.0223515	-0.43	0.665	-.0534959	.0341204	
L2.	-.004965	.0218962	-0.23	0.821	-.0478808	.0379508	
domingo	-.209094	.1131675	-1.85	0.065	-.4308984	.0127103	
terca	-.0160177	.1123882	-0.14	0.887	-.2362945	.2042592	
quarta	.3203468	.105663	3.03	0.002	.1132511	.5274426	
quinta	.3675147	.1300241	2.83	0.005	.1126721	.6223573	
sexta	-.0007874	.1340673	-0.01	0.995	-.2635544	.2619796	
sabado	.2263599	.1036805	2.18	0.029	.0231499	.4295699	
t	.0000941	.00081	0.12	0.907	-.0014935	.0016817	
quebra	.0331317	.0450511	0.74	0.462	-.0551668	.1214301	
_cons	6.897884	1.533593	4.50	0.000	3.892096	9.903671	

logviews_app_diario							
logn_de_vendas							
	L1.	-.851106	.6601915	-1.29	0.197	-2.145058	.4428455
	L2.	-.2747171	.6569619	-0.42	0.676	-1.562339	1.012905
logvendas_totais							
	L1.	.853255	1.000872	0.85	0.394	-1.108418	2.814928
	L2.	.5804982	1.027079	0.57	0.572	-1.432539	2.593535
loglucro_bruto							
	L1.	-.8461635	.9110924	-0.93	0.353	-2.631872	.9395447
	L2.	.0200886	.9891397	0.02	0.984	-1.91859	1.958767
logviews_app_diario							
	L1.	.1492894	.0995845	1.50	0.134	-.0458927	.3444715
	L2.	.313717	.0939733	3.34	0.001	.1295328	.4979012
diflogalcance_post_diario							
	L1.	.0685854	.0513339	1.34	0.182	-.0320272	.169198
	L2.	.2450664	.0502882	4.87	0.000	.1465032	.3436295
	domingo	.2144116	.2599077	0.82	0.409	-.2949982	.7238213
	terca	1.014721	.2581178	3.93	0.000	.5088194	1.520623
	quarta	.6986806	.2426724	2.88	0.004	.2230515	1.17431
	quinta	.8055038	.2986216	2.70	0.007	.2202163	1.390791
	sexta	.1248651	.3079073	0.41	0.685	-.4786221	.7283522
	sabado	.3492958	.2381191	1.47	0.142	-.117409	.8160006
	t	.0011839	.0018603	0.64	0.525	-.0024622	.0048301
	quebra	-.0915731	.1034671	-0.89	0.376	-.2943649	.1112188
	_cons	2.382703	3.522146	0.68	0.499	-4.520577	9.285982
diflogalcance_post_diario							
logn_de_vendas							
	L1.	2.098577	1.323515	1.59	0.113	-.4954643	4.692618
	L2.	-.2980307	1.31704	-0.23	0.821	-2.879382	2.283321
logvendas_totais							
	L1.	1.149504	2.006492	0.57	0.567	-2.783148	5.082155
	L2.	-2.334303	2.059029	-1.13	0.257	-6.369927	1.70132
loglucro_bruto							
	L1.	-3.251245	1.826507	-1.78	0.075	-6.831132	.3286419
	L2.	2.961897	1.982971	1.49	0.135	-.9246557	6.84845
logviews_app_diario							
	L1.	.1300976	.1996414	0.65	0.515	-.2611924	.5213877
	L2.	-.446159	.1883923	-2.37	0.018	-.8154011	-.0769169
diflogalcance_post_diario							
	L1.	-.3034134	.1029113	-2.95	0.003	-.5051158	-.101711
	L2.	-.2717127	.100815	-2.70	0.007	-.4693065	-.0741189
	domingo	-.1156255	.5210483	-0.22	0.824	-1.136861	.9056104
	terca	-.31896	.51746	-0.62	0.538	-1.333163	.6952429
	quarta	-.3258888	.4864959	-0.67	0.503	-1.279403	.6276257
	quinta	.0821125	.5986597	0.14	0.891	-1.091239	1.255464
	sexta	.4891494	.6172751	0.79	0.428	-.7206876	1.698986
	sabado	.7926636	.4773677	1.66	0.097	-.1429598	1.728287
	t	-.0013877	.0037295	-0.37	0.710	-.0086973	.0059219
	quebra	.1612402	.207425	0.78	0.437	-.2453054	.5677859
	_cons	3.057502	7.061	0.43	0.665	-10.7818	16.89681

