

**OS EFEITOS DAS VARIÁVEIS DO MARKETING-MIX NA  
QUANTIDADE DE ANUNCIANTES ATIVOS EM UMA  
EMPRESA DE CLASSIFICADOS ONLINE**

**JULIA PINHEIRO RIZZI**

Projeto-empresa submetido como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Marketing

Orientadores:

Prof. Doutor João Ricardo Paulo Marques Guerreiro, Prof. Auxiliar de Marketing e Diretor do  
Mestrado em Marketing ISCTE-IUL

Prof.<sup>a</sup> Doutora Diana Elisabeta Aldea Mendes, Prof. Associada no Departamento de Métodos  
Quantitativos para Gestão e Economia ISCTE-IUL

Junho 2020

OS EFEITOS DAS VARIÁVEIS DO MARKETING-MIX NA QUANTIDADE DE ANUNCIANTES ATIVOS EM UMA EMPRESA DE CLASSIFICADOS ONLINE

**Julia Pinheiro Rizzi**

## AGRADECIMENTOS

Agradeço inicialmente à empresa ABC que me concedeu as condições essenciais para conclusão do mestrado, desde o acesso irrestrito aos dados até a flexibilidade de horário, permitindo-me conciliar trabalho e estudo. Especialmente aos meus gestores, grandes incentivadores, e todos os colegas que envolvi na extensiva etapa de coleta de dados.

Agradeço também a todos os orientadores com os quais tive o privilégio de aprender e conviver. Ao Prof. Dr. Rui Menezes, que iniciou o processo de orientação mesmo em condições limitadas de saúde, e que, por motivos de força maior, não pôde dar continuidade à atividade. Ao Prof. João Guerreiro e à Profa. Diana Mendes por assumirem essa responsabilidade em uma etapa já avançada da tese, despendendo tempo, energia e conhecimento para que pudesse concluir a tese com a qualidade requerida pela academia.

Jamais deixaria de agradecer ainda a pessoas fundamentais na minha vida: meus pais Victor Hugo Rizzi e Erlione Machado Pinheiro, irmãos Lara Pinheiro Rizzi e Pedro Victor Oliveira Rizzi e amigos mais próximos. Fizeram possível conciliar trabalho, estudos, vida pessoal e a monografia. Entenderam minha ausência, ouviram minhas lamúrias e me incentivaram a todo o momento.

Um agradecimento muito especial ao Roberto Ilídio Lopes Correia. Marido e companheiro de vida, está sempre ao meu lado nas minhas decisões. Juntos, nos ajudamos mutuamente em tudo, emocional e fisicamente, inclusive abdicando, quando necessário, de feriados e finais de semana, atividades entre familiares e amigos, para concluir os desafios profissionais e académicos que nos propomos a levar a cabo.

Por fim, agradeço ao ISCTE, enquanto instituição e colaboradores pelo suporte indispensável para a construção de conhecimento e pelo meu crescimento académico.

## SUMÁRIO

Quando são introduzidas no mercado, as plataformas de classificados online costumam dar foco ao crescimento de tráfego e penetração no mercado, o que é fortemente acompanhado por um elevado investimento em publicidade com um consequente prejuízo acumulado, uma vez que a maior parte dos classificados são lançados em plataformas de uso gratuito. Ao atingir um determinado nível de penetração de mercado, estas plataformas começam a introduzir limites de anúncios gratuitos e outros serviços de valor agregado que permitam a sustentabilidade do seu negócio. Conhecer as variáveis de negócio que mais contribuem à geração de valor a essas empresas é essencial para que se possa investir em estratégias e iniciativas que sejam mais eficazes. O objetivo deste projeto foi identificar a relação entre as atividades de marketing e a variação de anunciantes ativos em uma empresa de classificados online, situada em Portugal, determinando a relevância de cada uma das 40 variáveis testadas no resultado observado entre fevereiro de 2018 e agosto de 2019. Utilizando-se para isso de regressão linear, testes de hipótese e análise de pressupostos, concluiu-se que 6 variáveis, dentre as quais campanhas publicitárias em meios digitais, importação de anúncios de plataformas afiliadas, alteração no processo de criação de conta de novos utilizadores e alteração de limite de anúncios gratuitos foram as que tiveram efeito observável na quantidade de anunciantes ativos. Este projeto-empresa contribuiu para a comunidade académica e à empresa ABC ao permitir a identificação e mensuração do impacto das variáveis do marketing-mix neste negócio de classificados online.

### **Palavras-chave:**

Marketing; Marketing-Mix; Classificados Online; Estratégia Empresarial

### **Sistema de classificação JEL:**

M31 - Marketing

M37 - Advertising

## **ABSTRACT**

When first introduced in the market, an online classified platform usually offers its services for free, focusing in growing its online traffic and achieving a relevant market penetration. That period is followed by a high advertising investment and a consequent profit loss. Once achieving a sizable market penetration, these platforms introduce limits to free listing activity and other value-added services that allow them to be sustainable in the long term. For classifieds, knowing the business variables that contribute the most to value generation is essential to focus its efforts in initiatives that are more effective. This project aims to identify the relationship between marketing activities and the number of active listers in an online classified company in Portugal, defining the relevancy of each of the 40 variables tested in the results observed between February 2018 and August 2019. Using linear regression, hypothesis tests and residual assumptions analysis, this project concluded that 6 variables - among which digital advertising campaigns, import of ads from affiliate platforms, change in the login process for new users and change in the free listing limits – affected the number of active listers in the period analyzed. This company project, therefore, contributes to better decision making for marketeers in ABC company and to the academy, allowing the identification and measurement of the impact of the marketing-mix variables in this classified business.

### **Key words:**

Marketing; Marketing-Mix; Online Classifieds; Business Strategy

### **JEL Classification System:**

M31 - Marketing

M37 - Advertising

## GLOSSÁRIO

**Classificados online** - plataformas digitais que operam como um ponto de encontro online entre anunciantes de produtos, serviços, vagas de emprego, entre outros, e potenciais compradores. A conclusão da transação costuma ser feita à parte da plataforma, e em muitos casos através de canais offline.

**Marketplace** – plataformas digitais que facilitam a transação entre anunciantes de produtos e serviços e potenciais compradores. Distingue-se de um classificado ao facilitar o processo de pagamento, que ocorre por intermédio da plataforma.

**E-commerce** - plataformas digitais que permitam transacionar produtos ou serviços online. Dentro do ecossistema de e-commerce, estão inseridos diversos modelos de negócios distintos, incluindo os classificados online e os *marketplaces*.

**Feature** – características de um produto que descrevem sua aparência, componentes ou capacidades, que permite torná-lo mais atrativo ou funcional ao seu consumidor final

**Bugs** – no contexto de tecnologia, bug refere-se a um erro ou falha no sistema, que faz com que o mesmo reaja de maneira inesperada ao utilizador, impedindo-o de realizar a tarefa pretendida

**Brand Equity** – considerado um bem intangível do negócio, refere ao valor agregado a um produto ou serviço devido à força de sua marca.

**Customer Equity** – estimativa do total de receita atual e futura que uma empresa poderia gerar com os seus atuais clientes.

**Customer Journey** – Também conhecida como jornada do cliente, diz respeito ao mapeamento dos diversos pontos de contato do cliente com a empresa para atingir objetivos específicos, incluindo desde a descoberta, até compra e pós-venda.

## ÍNDICE

1	INTRODUÇÃO .....	1
2	REVISÃO DA LITERATURA .....	3
2.1	Introdução ao marketing-mix .....	3
2.2	Os efeitos do marketing-mix sobre os resultados das empresas.....	5
2.3	Classificados online no mundo e em portugal.....	10
3	FRAMEWORK CONCEPTUAL .....	20
4	METODOLOGIA DA PESQUISA .....	22
4.1	Definição das variáveis.....	22
4.2	Coleta de dados.....	23
4.3	Análise e modelização dos dados .....	26
4.4	Apresentação dos dados e resultados.....	27
4.5	Sumário da metodologia.....	28
5	RESULTADOS.....	29
5.1	Demonstração da variação de anunciantes ativos ao longo do tempo.....	29
5.2	Coefficiente de correlação entre as variáveis.....	30
5.3	Teste T .....	32
5.4	Modelo teórico e modelo estimado.....	34
5.5	Ajustamento global do modelo.....	35
5.6	Análise dos pressupostos dos resíduos .....	36
6	DISCUSSÃO .....	39
7	CONCLUSÃO .....	44
8	REFERÊNCIAS.....	46
9	APÊNDICE.....	48
9.1	Anexo I – Base de dados completa.....	48
9.2	Anexo II - Código-base utilizado para a modelagem de dados.....	57
9.3	Anexo III – Principais outputs do modelo.....	61

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Os três níveis do produto.....	4
Figura 2 - Efeito temporal da exposição de mídia .....	7
Figura 3 - Efeitos Lineares e Não-Lineares /Efeitos <i>Wearin</i> e <i>Wearout</i> .....	8
Figura 4 - Estrutura de mercado de Classificados Online .....	11
Figura 5 - Estágios de desenvolvimento dos classificados online no mundo, por tipo de estrutura.....	13
Figura 6 - Posição dos classificados entre os sites mais visitados em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19.....	15
Figura 7 - Métricas de Tráfego de classificados horizontais em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19.....	16
Figura 8 - Métricas de Tráfego de classificados verticais de veículos em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19.....	17
Figura 9 - Métricas de Tráfego de classificados verticais de imóveis em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19.....	17
Figura 10 - Métricas de Tráfego de classificados verticais de empregos em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19.....	18
Figura 11 - Framework Conceptual .....	20
Figura 12 - Representação Gráfica de Regressão Linear simples .....	26
Figura 13 - Variação de anunciantes únicos ao longo do tempo.....	30
Figura 14 - O comportamento das Variáveis Independentes ao longo do tempo .....	31
Figura 15 - Coeficiente de Correlação entre as variáveis.....	32
Figura 16 - Anunciantes ativos x Anunciantes ativos estimados .....	35
Figura 17 - Histograma dos resíduos.....	37
Figura 18 - Demonstração gráfica dos pressupostos dos resíduos .....	38

## ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Estruturas de mercado dos classificados online globalmente .....	12
Tabela 2 - As 10 principais áreas temáticas e respectivos volumes de artigos publicados.....	19
Tabela 3 - Descrição das Variáveis Independentes (Xp) do modelo .....	24
Tabela 4 - Síntese da Abordagem Metodológica .....	28
Tabela 5 - Quadro resumo do Teste T.....	33

## 1 INTRODUÇÃO

Classificados online consistem em plataformas digitais que operam como um ponto de encontro online entre anunciantes de produtos, serviços, vagas de emprego, entre outros, e potenciais compradores. A conclusão da transação costuma ser feita à parte da plataforma, e em muitos casos através de canais *offline*, como o encontro físico entre comprador e vendedor, elemento distintivo desse modelo de negócio em relação a um *marketplace* ou *e-commerce* tradicional.

Este mercado cresce anualmente em todo o mundo, resultado, dentre outros fatores, da democratização de acesso à internet, mudança dos hábitos de compra dos consumidores – que recorrem cada vez mais aos canais de compra e venda digitais – e das decisões de negócio que afetam a imagem das empresas no setor e o valor percebido pelos consumidores. Estima-se que o mercado global de classificados gerará receita de 47 bilhões de dólares em 2020 e que as principais empresas líderes neste setor usufruem de margem EBITDA acima dos 60%, tornando-o extremamente atrativo a investidores (Balakhnin *et al*, 2015).

Nas fases de lançamento e crescimento de um classificado online, a utilização da plataforma costuma ser gratuita e o investimento intensivo em publicidade é o combustível principal para o seu crescimento até que se atinja a liderança de mercado, medida em quantidade de utilizadores (compradores e vendedores), anunciantes ou anúncios ativos. Neste momento, a maior parte dos classificados introduz limites para a postagem de anúncios gratuitos e condiciona a atividade de venda de artigos adicionais ao limite gratuito ao pagamento de taxas de colocação, a sua maior fonte de receita e rentabilidade.

A sustentabilidade de uma empresa neste setor está assente na aplicação de estratégias de marketing que viabilizem a correta monetização e manutenção da barreira a novos entrantes (Balakhnin *et al*, 2015). Conhecer as variáveis de negócio que mais contribuem à geração de valor a essas empresas é essencial para que se possa investir em estratégias e iniciativas que sejam mais eficazes.

Este trabalho irá debruçar-se sobre as variáveis relativas ao marketing-mix – produto, preço e comunicação, utilizando uma empresa do setor em Portugal como objeto de estudo. Por questões de confidencialidade, o nome da empresa será ocultado de todo o documento (genericamente denominada ABC) e os resultados obtidos, adaptados, utilizando-se multiplicadores que mascaram os dados reais.

De forma mais específica e à luz de técnicas de estatística, este projeto objetiva **identificar a relação entre as atividades de marketing e a variação de anunciantes ativos na empresa ABC, do segmento de classificados online, situada em Portugal, no período compreendido entre fevereiro**

**de 2018 e agosto de 2019.** Para atingir este objetivo principal de investigação, dois objetivos específicos devem ser cumpridos:

1. Identificar quais das variáveis do marketing-mix geram algum efeito na quantidade de anunciantes ativos;
2. Medir o efeito do esforço de marketing sobre a quantidade de anunciantes ativos na empresa ABC, determinando a relevância de cada variável testada no resultado observado.

Cumprir destacar que são entendidas aqui como variáveis de marketing aquelas relativas a publicidade e propaganda, relações públicas, entre outras de comunicação; variáveis de produto que levem em conta as melhorias do mesmo como lançamento de novas *features* e *bugs* que comprometam a experiência do anunciante; e variáveis de preço e limites de anúncios. Por serem potencialmente relevantes para a análise, serão também incluídas variáveis que permitam medir o efeito do crescimento da concorrência e da equipa de vendas no resultado final.

Por fim, constituem-se como determinantes motivadores, os contributos à sociedade que se espera gerar a partir do trabalho. Ao profissional de marketing, espera-se que o estudo forneça uma ferramenta que auxiliará a tomada de decisão de investimentos de marketing em grandes empresas, focando o seu esforço em atividades que maximizem o resultado desejado. Ao profissional de classificados online, a compreensão das variáveis de marketing mais relevantes para o crescimento e sustentabilidade do negócio. À academia, nenhum material científico foi encontrado que recolhesse ou analisasse 40 variáveis de utilização - e não em estudo de inquéritos -, para evidenciar a eficácia de mídia e outras variáveis do marketing-mix, no resultado de uma empresa inserida no ambiente de *e-commerce* no país, o que pode permitir identificar novas variáveis para estudos futuros

Isto posto, no capítulo seguinte de revisão da literatura, serão abordados temas relacionados ao marketing-mix, suas principais variáveis e efeitos sobre o resultado da empresa. A metodologia apresentará em detalhe o método definido, bem como os dados da empresa ABC que foram utilizados para análise. No capítulo de resultados, será apresentado apenas o modelo final, que reúne as variáveis do marketing-mix escolhidas de acordo com a sua correlação com os anúncios ativos. O foco será dado à validação rigorosa deste modelo, aplicando-se testes de hipótese e análise dos resíduos do modelo. Já as considerações finais farão uma análise mais qualitativa desses resultados, traçando um paralelo entre estes e a literatura apresentada previamente, além de refletir sobre o impacto desse projeto para a empresa ABC e à academia.

## 2 REVISÃO DA LITERATURA

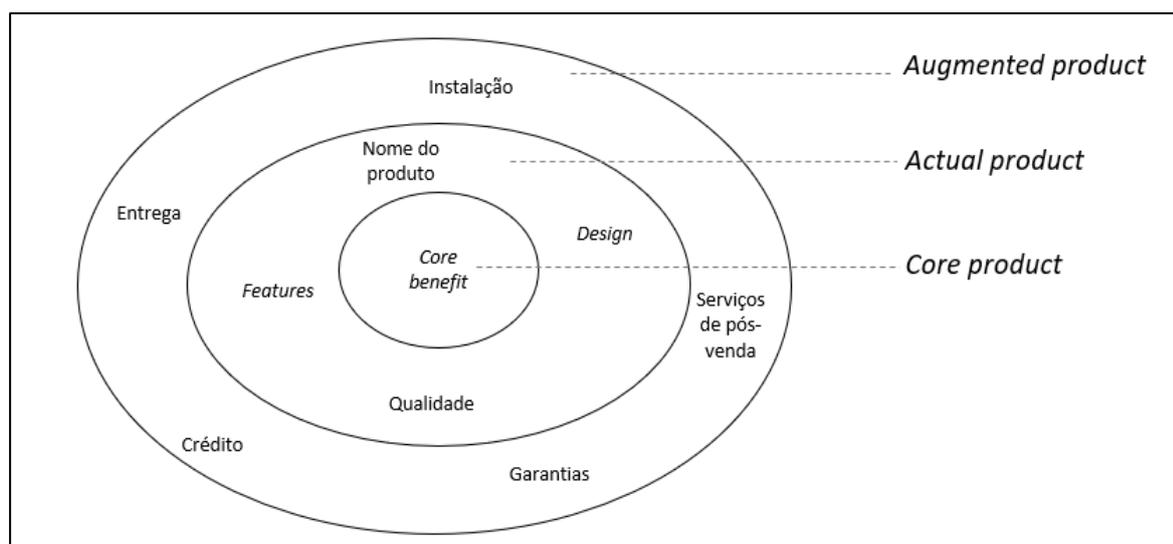
A revisão da literatura se debruçará sobre 4 temas principais: uma introdução sobre o que é o marketing-mix e suas principais variáveis; uma revisão dos principais efeitos das variáveis do marketing-mix nos resultados das empresas; e a compreensão sobre o mercado de classificados online, tipos de estrutura e modelos de negócio, demonstrando como ocorreu o seu desenvolvimento no mundo e em Portugal. Por fim, a última secção contém um estudo bibliométrico com os principais estudos científicos relativos ao mercado de classificados, evidenciando a ausência de referências relativas à temática deste projeto e que limitou também o aprofundamento de algumas secções.

### 2.1 INTRODUÇÃO AO MARKETING-MIX

O marketing-mix, também conhecido como composto de *marketing* ou *mix* de marketing, refere-se às variáveis de negócio e conjunto de ferramentas que um gestor de marketing pode controlar para atingir seus objetivos de marketing no mercado-alvo produto (Kotler, 1988). Para McCarthy (1978), o mercado-alvo é um grupo semelhante de consumidores para os quais a empresa deseja chamar a atenção e vender. Segundo o autor, um gestor de marketing deve definir o mercado-alvo e o marketing-mix adequado para atingir esse público. Tradicionalmente as variáveis do marketing-mix são sumarizadas pelos 4P's: a promoção (ou comunicação), o preço, a distribuição (ou estratégia de canais) e o produto.

A variável produto implica em conceber, organizar e renovar aquilo que uma empresa vende a seus clientes, seja um produto físico ou serviço (Kotler *et al*, 2008). Esteve por muitos anos incorporado a áreas de engenharia e produção das empresas. Passa a ser, a partir da década de 50 do século passado, entendido nas empresas enquanto atividade inerente também à área do Marketing. Já o conceito de produto digital é distintivo à medida em que seu consumo não implica na sua destruição e em que há possibilidade de duplicação infinita com custo de produção marginal. A gestão do portfólio de soluções, seu(s) respetivo(s) ciclo(s) de vida, a inovação e melhoria da usabilidade são elementos de gestão essenciais (Lindon, *et al* 2009).

Conforme ilustrado na figura 1, Kotler *et al* (1999) sugere que o profissional de marketing deve construir o produto em torno do que ele chamou de *core product*, ou seja, tendo como base o principal benefício a ser oferecido ao cliente. O *actual product* seria então os elementos que constituem o produto em si, suas “partes”, *features*, qualidade, design, etc. No entorno de *actual product*, desenvolve-se então o *augmented product*, que seriam os benefícios que complementam o produto e agregam valor ao cliente.



**Figura 1 - Os três níveis do produto**

Fonte: Adaptado de Kotler *et al* (1999)

Os canais de distribuição correspondem ao itinerário de um produto ou serviço, desde a sua produção até o consumo. São relevantes na medida em que fornecem meios de acesso do consumidor final aos produtos e conferem maior ou menor conveniência ao processo de compra. Os gestores de marketing devem, portanto, definir geograficamente onde o produto será comercializado e por quais canais específicos – exemplo: em canais digitais, em canais físicos próprios, e/ou através de redes de distribuição de terceiros, podendo ser de retalho ou grossista (Lindon, *et al* 2009).

Já o preço é um elemento bastante singular no marketing-mix, pois, enquanto as outras criam valor de utilização ou imagem, o preço, embora também contribua para isso, tem como papel transformar o valor percebido em lucro para a empresa. É uma variável essencialmente abstrata, cuja definição já não passa apenas pela cobertura de custos e geração de margens de contribuição aos acionistas, mas também, e cada vez mais, pelo valor percebido pelo consumidor, sendo capaz de reforçar o posicionamento da marca. Além disso, costuma ser mais fácil e rápido de alterar do que as demais variáveis, e é facilmente replicável pelos concorrentes. Constitui, portanto, como um elemento do marketing-mix altamente estratégico: coloca em questão o posicionamento, a imagem do produto e o futuro económico da empresa (Lindon, *et al* 2009).

Por fim, a comunicação diz respeito a um conjunto de ferramentas - englobando publicidade, promoção de vendas, relações públicas, marketing direto e online marketing – que uma empresa utiliza para comunicar sua proposta de valor, desenvolver e manter relações com o cliente, além de informar e persuadir para aumentar a procura por seus produtos e, conseqüentemente, o resultado de vendas. (Lindon, *et al* 2009). Tradicionalmente, essas ações possuem grande impacto no orçamento das

empresas e geram desafios aos seus gestores de marketing para mensurar os resultados alcançados e justificar os elevados investimentos (Briggs *et al*, 2005).

E são muitas as razões que tornam a comunicação um tema desafiante para as empresas. Segundo Steinberg (2009), há uma mudança na forma de distribuição de conteúdo publicitário, com mais *players* a disputar a verba publicitária que antes ia somente para as redes de TV. Entre 2012 e 2017, enquanto o investimento publicitário em *internet* cresceu cerca de 25.5% a.a., o mercado total de mídia cresceu 2.4% a.a. (Delloite, 2019). Blogs, Sites de *Internet*, Redes Sociais, Celulares e Consoles de *Video Game*, chamados de novas mídias ou mídias emergentes (Dimmick, Kline & Stafford, 2004; Coulter & Sarkis, 2005), transformam consumidores passivos de informação e entretenimento em programadores de TV, *DJ's*, produtores e distribuidores de conteúdo. O consumidor conquistou o direito de definir sua própria “grade de programação”, regulando sua exposição à publicidade enquanto consome seu conteúdo predileto (Anderson, 2008)

A atenção do consumidor também está menor e difusa por diversos canais (Donaton, 2004), com outras formas de consumo de vídeo a ganhar espaço Steinberg (2009). De forma consonante, Court *et al*. (2005) argumentam que esta escassez de atenção compromete a eficiência das mídias e as estratégias de marketing dos anunciantes. Rodrigues *et al*, 2014 concluiu que existe entre os gestores de marketing uma dificuldade de comparar medidas de atenção – que passaram a ser mais relevantes - com métricas de audiência – tradicionalmente usadas para a definição do mix de mídia -, o que dificultava a avaliação de performance de campanhas e prejudicava a gestão de investimentos publicitários.

Concluída a introdução de cada uma das variáveis do marketing-mix, na seção a seguir, trataremos especificamente sobre os diversos efeitos do marketing-mix sobre as vendas em uma organização, apontando caminhos e os principais desafios para se definir modelos matemáticos que aumentem a eficiência na compra de mídia e maximizem o resultado de venda.

## **2.2 OS EFEITOS DO *MARKETING-MIX* SOBRE OS RESULTADOS DAS EMPRESAS**

Conforme abordado anteriormente, são muitas as variáveis envolvidas no contexto de marketing que terão impacto direto no resultado do negócio. A pergunta fulcral partilhada por gestores nas empresas é qual combinação dessas variáveis que maximizará o volume de vendas, o aumento das quotas de mercado ou os lucros. (Tellis, 2006). Conforme corroborado por Kübler, *et al* (2018), após extensivo estudo bibliográfico, constatou-se que há uma escassa literatura académica que relaciona empiricamente o marketing-mix e sua eficácia, principalmente em ambiente digital, em contraste com extensivos modelos e estudos que relacionam a difusão da inovação para a melhoria de imagem e *brand equity* das empresas.

Para apresentar os caminhos propostos pela literatura disponível, razão pela qual as demais variáveis não foram incluídas, esta secção será dividida em duas partes: comunicação e preço.

### 2.3.1 Efeitos da Comunicação nos Resultados das Empresas

A comunicação empresarial pode ser utilizada para uma diversidade de objetivos, muitas vezes não relacionados à venda imediata, mas espera-se que em última instância esta atividade traga resultados de venda, ainda que a longo prazo. Lavidge, Robert (1961) já defendia na década de 70 que mesmo que o objetivo de uma determinada campanha fosse a geração de *awareness*, geralmente associada a conversões a longo-prazo, “algo” mensurável deve acontecer em curto prazo que auxilie gestores a medir a eficácia da atividade.

A complexidade da análise, entretanto, é grande. Kumar (2012) argumenta que a adoção de múltiplos meios de comunicação, muitas vezes simultaneamente, e de múltiplos canais de contacto com o consumidor, exige do profissional de marketing melhores ferramentas de mensuração que permitam compreender o efeito dessas atividades no comportamento de compra. Ele argumenta ainda que o modelo matemático mais próximo do “ideal” deve incluir tantos parâmetros e efeitos distintos que o torna praticamente inviável de se utilizar no contexto empresarial, sendo necessário e aconselhável recorrer a julgamento gerencial para selecionar efeitos mais prováveis e trabalhar a partir dos mesmos.

Neste sentido, Tellis (2006) identifica sete importantes padrões de comportamento nos canais internos de uma empresa em resposta à exposição de mídia: efeito corrente, efeito de forma, efeito competitivo, efeito residual, efeito dinâmico, efeito de conteúdo e efeito de mídia. Os quatro primeiros também reagem a outros estímulos, como mercado competitivo e variações na oferta.

- **Efeito Corrente (ou Atual):** Este efeito mede a variação das vendas no exato momento da exposição de mídia. Vale reforçar que o efeito corrente em resposta a uma variação de preço é em média 20 vezes que o de mídia (Sethuraman & Tellis, 1991), sendo fundamental considerar a variável oferta no modelo;
- **Efeito Residual:** É o efeito observado após a exposição de mídia. Este efeito retardado das vendas pode ocorrer em função de diversos fatores, incluindo - mas não se restringindo - na demora para ação do consumidor após ser impactado, boca-a-boca gerado pela campanha, etc. Os gráficos B e C da Figura 2 mostram 2 curvas distintas para representar este efeito, que pode ter curta ou longa duração, sendo o primeiro mais comum;

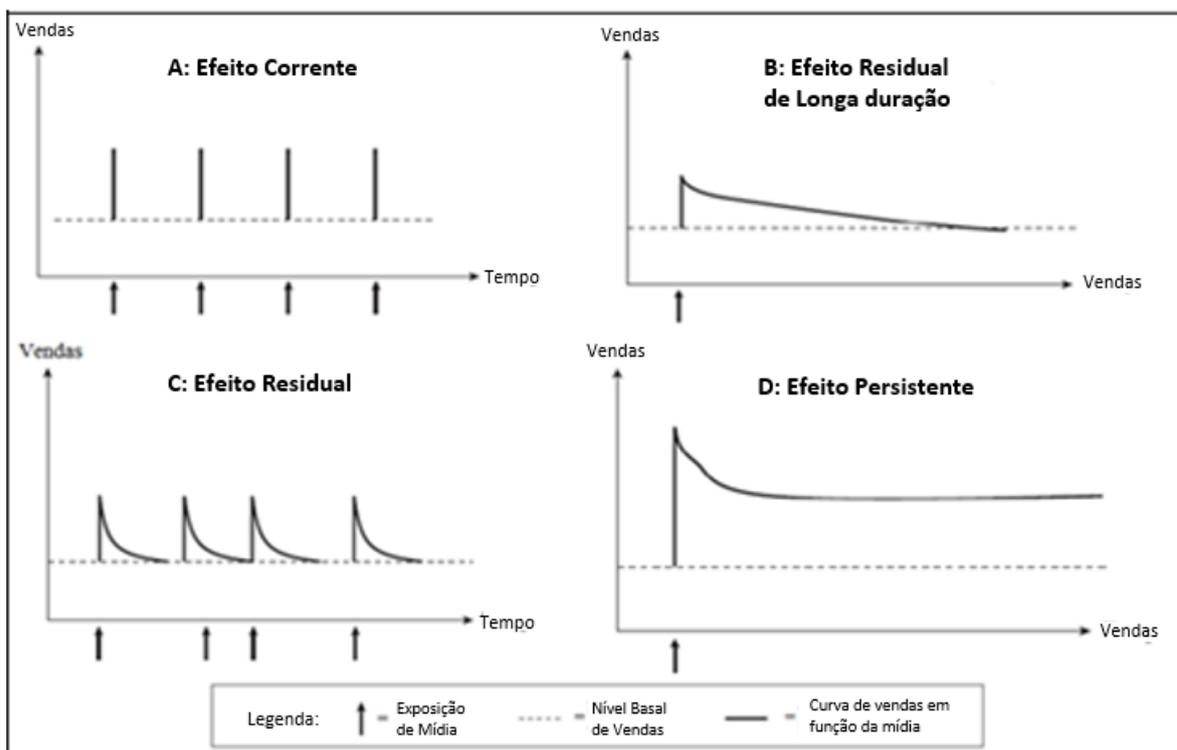
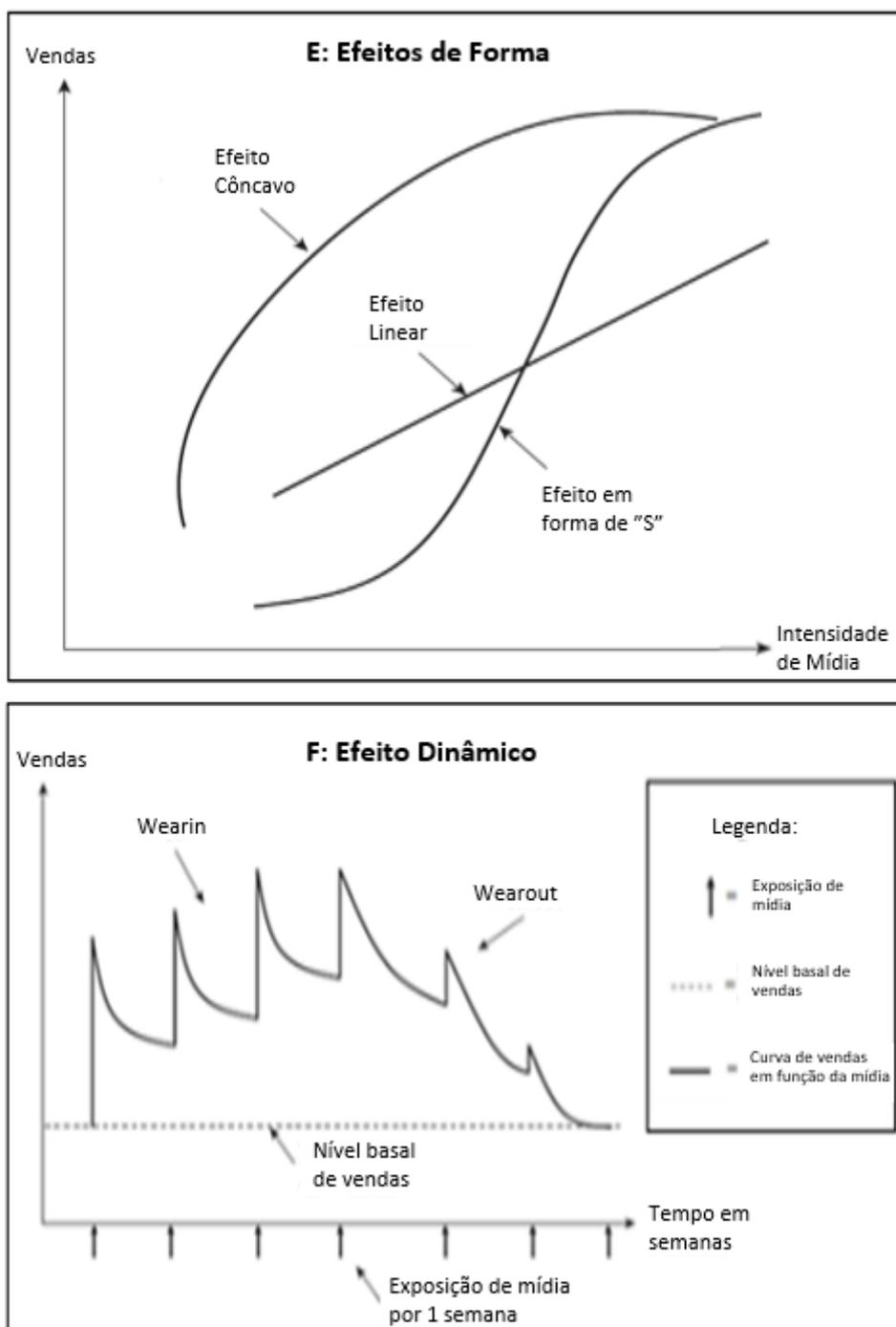


Figura 2 - Efeito temporal da exposição de mídia

Fonte: Adaptado de Tellis (2006)

- **Efeito de Forma:** Corresponde ao efeito da curva de vendas em resposta a um aumento na intensidade de exposição de mídia. O primeiro quadro da figura 3 demonstra três curvas, sendo a em formato de S a mais aceita por Tellis (2006) em seu estudo. Essa curva pressupõe a necessidade de se atingir uma intensidade mínima para que o resultado de vendas comece a fazer efeito e segue um crescimento linear até um ponto em que se observa uma saturação. A principal restrição à representação do efeito linear é que esta pressupõe que as vendas crescerão indefinidamente até o infinito conforme a intensidade de mídia cresce, o que não é plausível;
- **Efeito competitivo:** esse efeito assume que o resultado de uma ação de comunicação depende também da intensidade de comunicação do mercado como um todo, sendo aconselhável a inclusão da intensidade de mídia da concorrência na modelagem;
- **Efeito de Conteúdo:** é o efeito de vendas em resposta ao conteúdo de uma campanha. Campanhas diferentes estimulam de forma distinta as pessoas, podendo gerar mais ou menos vendas, conforme clareza da informação, criatividade, capacidade de viralização nas redes sociais, etc. Este efeito é para Tellis (2006) o mais desafiador para a modelagem, pois não se tem de forma objetiva a correlação entre mensagem e a resposta gerada;



**Figura 3 - Efeitos Lineares e Não-Lineares de Forma /Efeito Dinâmico**

Fonte: Adaptado de Tellis (2006)

- **Efeito de Mídia:** é o efeito distinto gerado pelos diferentes meios e formatos de comunicação. Por exemplo, os mesmos €1.000 euros investidos em rádio ou em jornal geram resultados distintos. O mesmo ocorre dentro de um mesmo meio, como o de TV para formatos distintos: 2 inserções avulsas de 30 segundos num intervalo comercial ou dentro de um programa e com maior duração;

- **Efeito Dinâmico:** é o efeito que se altera ao longo do tempo. Tem relação com a curva em S do efeito de forma. Nas primeiras semanas de uma campanha, o resultado incremental de vendas tende a ser crescente mesmo quando a intensidade de mídia é mantida (*wearin*), e passa a se reduzir nas semanas seguintes (*wearout*). O segundo quadro da Figura 3 ilustra bem este efeito.

Kumar (2012) também indica que, embora se possa utilizar modelos que atribuam determinado resultado a uma atividade de marketing específica, a forma como se compõe o *mix* de marketing e de comunicação tem efeitos distintos nas decisões de compra do consumidor. Para além disso, ele sustenta que a adoção de múltiplos meios de comunicação em simultâneo e da repetição tendem a gerar efeitos mais significativos e positivos, implicando em maior retorno marginal.

Não obstante, no meio da internet, emerge também uma ampla variedade de modelos de atribuição, que consistem em um conjunto de regras para determinar a forma como uma determinada conversão online é atribuída aos diversos pontos de contato que os consumidores tiveram com canais digitais ou publicidade online da marca anteriormente à conversão. Dentre eles, destacam-se o modelo de atribuição do **último clique**, em que 100% do “crédito da venda” é atribuído ao último ponto de contato do consumidor ou o de **primeiro clique**, que é o oposto do primeiro. Há ainda o modelo **linear** que atribui peso igual a todos os pontos de contato e o de **desvalorização temporal** que atribui “crédito de venda” a depender e proporcionalmente à recência do contato em relação à conversão (Vinícius, A., 2017).

Por outro lado, Rust *et al* (2004) alertam para a importância de se atribuir também métricas não financeiras aos resultados da atividade de marketing, em particular de comunicação. Os autores sustentam que para justificar elevados investimentos em campanhas, executivos tendem a adotar modelos que mensuram o retorno a curto prazo, privilegiando ações que tragam mais vendas e receita, mas que podem não influenciar a forma como os consumidores sentem e se comportam perante a marca, que asseguram a sustentabilidade do negócio.

### 2.3.2 Os efeitos do Preço nos resultados das empresas

Segundo Tellis, (2006), os primeiros quatro efeitos abordados acima para publicidade também se aplicam à análise de preços: efeito corrente, efeito de forma, efeito competitivo e efeito residual. Contrariamente ao resultado de comunicação, o preço tipicamente possui um efeito mais intenso e imediato, com duração dentro do período corrente – que corresponde ao período em que o preço permanece alterado. Entretanto, ainda que menos pronunciado do que em comunicação, a alteração de preços pode também apresentar efeito residual, que o autor associou ao fato de consumidores demorarem para saber sobre a alteração de preço ou por terem elevado estoque do produto, quando a compra anterior foi feita em um período de desconto, por exemplo.

Além desses efeitos mencionados, semelhantes aos da publicidade, o autor apresenta outros 3 efeitos exclusivos ao preço: efeito de preço promocional; efeito do preço de referência; e efeito de interação de preço. Quando estão à venda, os produtos costumam ter um preço-base – o preço de referência – que é o aplicado na maior parte do tempo, mas que passa a ser vendido ocasionalmente por um preço promocional mais atrativo. Segundo os estudos realizados, quando mensurados os coeficientes dessas variáveis (valores que nos ajudam a mensurar a reação do consumidor ao preço vigente), constata-se que em geral o coeficiente é positivo quando há um preço promocional, ou seja, o efeito sobre o resultado é positivo, e negativo quando volta ao preço de referência, ou seja, o efeito sobre o resultado medido será negativo. Para mensurar esses dois efeitos e um mesmo modelo matemático, o autor sugere que sejam incluídas variáveis independentes no modelo de regressão (*ibid*).

O efeito de interação de preço, por sua vez, diz respeito ao efeito “sinérgico” de duas ou mais variáveis, por exemplo, de um preço promocional aplicado no mesmo período em que há uma campanha publicitária. Acredita-se que, em casos como este, o efeito da campanha com o preço promocional será superior a cada efeito isoladamente. Nestes casos, o autor sugere que sejam aplicadas variáveis independentes específicas que diferenciem o mesmo preço promocional em um período com e sem campanha, por exemplo. Isso significa criar tantas variáveis independentes no modelo, quantas forem as combinações sinérgicas no modelo (*ibid*).

## 2.3 CLASSIFICADOS ONLINE NO MUNDO E EM PORTUGAL

### 2.4.1 O surgimento dos Classificados Online

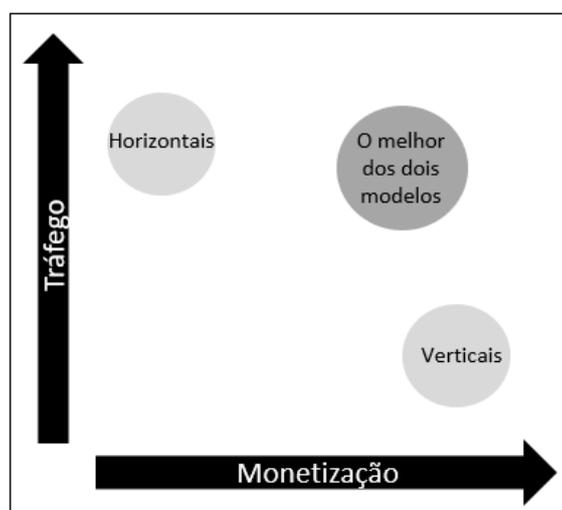
Os classificados são um negócio antigo. O seu primeiro registo é de 1704, no Boston News-Letter. Esse foi, desde então, um negócio dominado pelos jornais, oferecendo uma alternativa relativamente barata para, em poucos caracteres, dar a conhecer o produto/serviço de um anunciante, geralmente privado. Em 1995 há o registo do primeiro classificado online, o Craigslist, lançado nos EUA. Ainda nos EUA, entre 2002 e 2009, a receita de classificados em jornal caiu 50%. Neste mesmo período, a penetração de utilizadores de classificados online passou de 22% a 49% da população, evidenciando a rápida transferência de meio, também observada em outros países do mundo (Jones, 2009).

O salto dos classificados do impresso para o digital foi inevitável e há inúmeras razões para tal. Enquanto no modelo impresso o custo de impressão definia em alguma medida o preço do anúncio – por linhas ou caracteres – os custos na internet não variam em função disso, permitindo aos anunciantes colocar descrições mais longas e completas do artigo à venda. A diferença de cobertura dos dois meios também foi um dos fatores decisivos na transferência para o digital, que praticamente não apresentava

qualquer restrição geográfica. Como terceiro ponto, tem-se a duração do anúncio, que no meio online é mais flexível, permitindo que esteja disponível pelo tempo que se faça necessário, sem limitações relativas ao período das publicações impressas. Por fim, a interface da internet permite aos seus usuários opções de busca de anúncio mais eficazes, como possibilidade de ordenar por critérios de data (recência), preço, marca, etc., enquanto o mesmo processo, no meio impresso poderia ser muito dispendioso (Fang, *et al* 2017).

#### 2.4.2 A evolução dos classificados pelo mundo e seu modelo de negócio

No mercado de classificados online, há duas estruturas de negócio predominantes: classificados horizontais e verticais. A estrutura horizontal responde por plataformas que englobam uma grande variedade de categorias de anúncios, desde produtos, a serviços, imóveis e empregos. Já os verticais posicionam-se como especialistas em uma categoria específica. Globalmente, as duas estruturas têm se desenvolvido rapidamente, mas a velocidade de penetração de uma ou outra em cada país é variável. Em países como a França, Noruega, Polónia e Portugal há predominância de horizontais, ao passo que na Alemanha e Reino Unido, a liderança de mercado está entre plataformas verticais (Meffert *et al*, 2015).



**Figura 4 - Estrutura de mercado de Classificados Online**

Fonte: Adaptado de Balakhnin *et al* (2015)

Além da diferença no inventário, ou seja, na variedade de conteúdo oferecido pelas duas estruturas predominantes, há outras duas diferenças distintivas. Horizontais tendem a gozar de maior volume de tráfego, por atrair uma audiência de interesse mais diversificado, mas possuem menos serviços oferecidos que lhe permitam “rentabilizar” este tráfego. As verticais, em contrapartida, tendem a ter elevado grau de monetização e um portfólio de serviços mais abrangente, porém gozam de volume de tráfego consideravelmente inferior. A figura 4 ilustra essa situação, e agrega ainda uma terceira

“estrutura”, que combina a presença de horizontais e verticais no mesmo mercado – e mesmo grupo empresarial -, garantindo assim a liderança em tráfego e a rentabilidade do negócio. (Balakhnin *et al*, 2015)

**Tabela 1 - Estruturas de mercado dos classificados online globalmente**

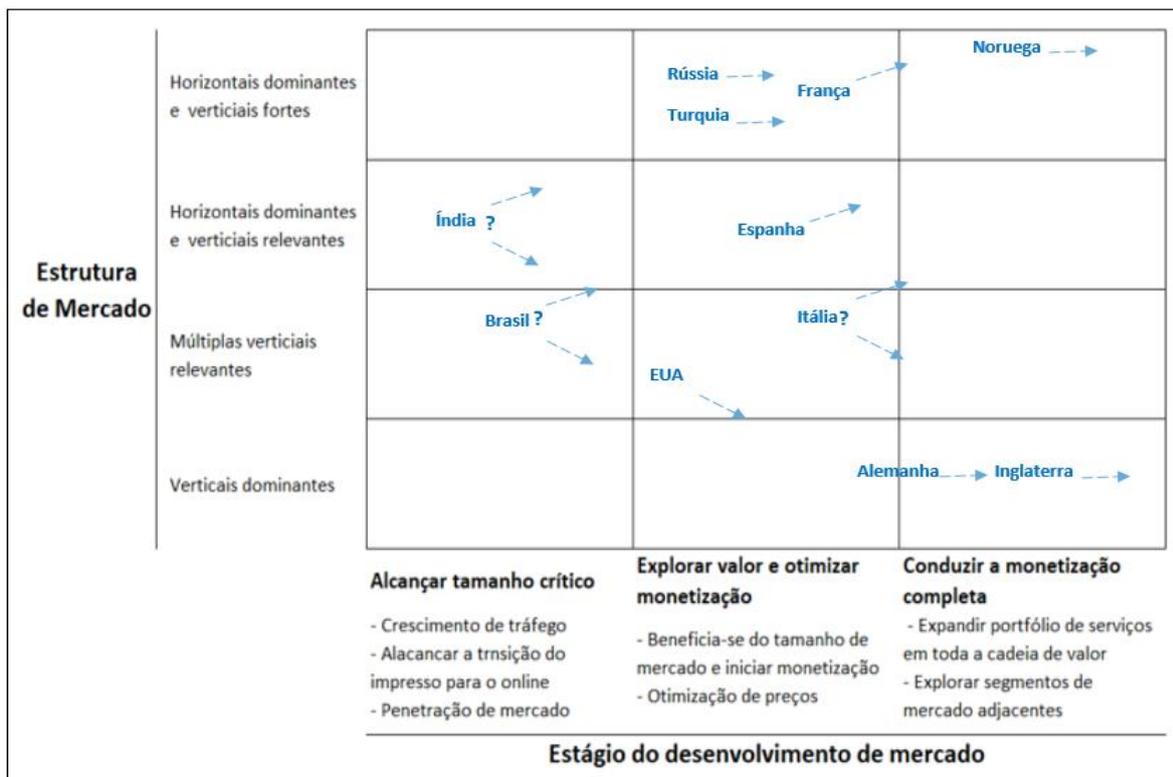
	PODER DAS VERTICAIS		
	Veículos	Imóveis	Empregos
Elevada dominância do mercado horizontal			
Noruega	Baixa	Baixa	Baixa
Rússia	Elevada	Baixa	Elevada
Ucrânia	Baixa	Baixa	Baixa
França	Baixa	Elevada	Elevada
Canadá	Elevada	Elevada	Baixa
Espanha	Baixa	Elevada	Baixa
Estados Unidos	Elevada	Elevada	Elevada
Argentina	Elevada	Elevada	Elevada
Polónia	Baixa	Baixa	Baixa
Suíça	Elevada	Elevada	Elevada
Índia	Elevada	Elevada	Elevada
Malásia	Elevada	Elevada	Elevada
África do Sul	Elevada	Elevada	Elevada
Filipinas	Baixa	Elevada	Elevada
Irlanda	Elevada	Baixa	Elevada
Brasil	Baixa	Elevada	Baixa
Áustria	Elevada	Baixa	Elevada
Alemanha	Elevada	Elevada	Elevada
China	Elevada	Elevada	Baixa
Suécia	Baixa	Elevada	Elevada
Nova Zelândia	Elevada	Elevada	Elevada
Holanda	Elevada	Elevada	Elevada
Baixa dominância do mercado horizontal			
Itália	Elevada	Elevada	Baixa
Austrália	Elevada	Elevada	Elevada
Colômbia	Elevada	Elevada	Baixa
México	Baixa	Elevada	Elevada
Indonésia	Elevada	Elevada	Elevada
Singapura	Baixa	Elevada	Elevada
Inglaterra	Elevada	Elevada	Elevada
Japão	Elevada	Elevada	Elevada

Fonte: Adaptado de Balakhnin *et al* (2015)

Essa estrutura “combinada” tem sido uma tendência globalmente, conforme evidenciado na tabela 1. Nesta tabela, a dominância do classificado horizontal é evidenciada se houver mais tráfego na plataforma horizontal do que a combinação das verticais presentes no país, com base em dados de tráfego disponíveis no Google Trends. O poder das verticais, “alto” ou “baixo”, é medido como uma força relativa de cada vertical em relação à respetiva categoria de anúncios da horizontal e é derivada de um estudo da *Goldman Sachs Global Investment Research*. (*GoldmanSachs*).

Em todos as estruturas, entretanto, o modelo de entrada no mercado e a estratégia de monetização são muito semelhantes: em um primeiro momento, o foco é dado ao crescimento de tráfego e penetração no mercado, estágio fortemente acompanhado por elevando investimento em publicidade

e de prejuízo acumulado, uma vez que a maior parte das plataformas entram no mercado com versões gratuitas. Ao atingir um determinado nível de penetração de mercado, estas começam a introduzir limites de anúncios gratuitos e outros serviços de valor agregado a preços relativamente baixos. A etapa de “monetização completa” - um estágio ao qual usufruem apenas *players* que alcançam a liderança de mercado -, é aquela em que se impõe mais barreiras à utilização gratuita e que, em geral, há aumento de preços em todos os serviços oferecidos. Todos esses estágios, combinados à estrutura em cada mercado estão apresentados na figura 5 (Meffert *et al*, 2015).



**Figura 5 - Estágios de desenvolvimento dos classificados online no mundo, por tipo de estrutura**

Fonte: Adaptado de Meffert *et al* (2015)

Trata-se de um modelo de negócio extremamente atrativo: as plataformas que chegam ao último estágio usufruem de margens EBITDA acima dos 60%, mas no estágio anterior já podem gozar de margens acima dos 10%. Não obstante, a perspectiva é a de que o mercado continue a crescer, tendo como alavancas o crescimento do consumo privado, da penetração da internet e do estágio ainda não maduro de monetização em muitos países. Isso faria com que a receita, estimada em 14,5 bilhões de dólares em 2015, passasse a 47 bilhões de dólares até 2020 (Balakhnin, *et al* 2015).

Este é um mercado que tende à concertação, pois é a liderança que permite às plataformas terem maior domínio do preço e eliminação de custos para combate de concorrentes, no qual destacam-se os custos em publicidade. Há 3 grandes *players* mundialmente: eBay, Naspers e Schibsted. Eles foram duas vezes -melhor sucedidos na construção da liderança do que outros concorrentes e tem sido até cinco

vezes melhor sucedidos na manutenção desta posição. Os autores argumentam que eles têm em comum o fato de priorizar tráfego sobre geração e receita nas fases iniciais de operação. (*ibid*)

Enquanto nos primeiros anos de operação de uma empresa de classificados online o investimento intensivo em publicidade é o fator-chave do seu crescimento para estabelecer rapidamente a liderança de mercado, após alcançá-lo, profissionais no meio acreditam que o valor incremental do esforço de comunicação no resultado da empresa torna-se reduzido. A rentabilidade, neste contexto, depende diretamente da capacidade dessas empresas em investir de forma equilibrada em publicidade e propaganda e na melhoria do seu produto, além da aplicação de uma estratégia assertiva quando da introdução de limites de anúncios gratuitos e preços. (*ibid*)

### **2.4.3 Evolução dos classificados online em Portugal**

Os classificados online estão presentes em Portugal desde 2000, ano em que Net-empregos e Casa Sapo foram introduzidos no mercado português, ambos com operações nacionais. Desde então o mercado se expandiu consistentemente, com ao menos 12 plataformas entre as mais visitadas em Portugal entre Fevereiro de 2018 e Agosto de 2019 (Similarweb, 2020), incluindo a empresa ABC. A figura 6 apresenta os principais classificados em Portugal ordenados de acordo com o volume de visitas, destacando-se seu ano de fundação em Portugal e estrutura de mercado: horizontal ou vertical no segmento de veículos, imobiliário ou empregos. É possível observar que não há relação direta entre o ano de fundação e a penetração no mercado, medido em visitas, mostrando que não há uma barreira de entrada clara neste mercado e que os novos competidores, fundados a partir de 2015, são horizontais ou verticais de empregos. Outro aspeto relevante a destacar com base nestes dados é que se trata de um mercado dominado pelas horizontais, porém com diversas verticais fortes.

**Posição dos classificados entre os sites mais visitados e ano de fundação em Portugal**

Fev 2018 – Ago 2019 Portugal

	Ranking	Ano
olx.pt	#9	2006
custojusto.pt	#20	2008
idealista.pt	#25	2009
standvirtual.com	#37	2004
imovirtual.com	#39	2011
net-empregos.com	#73	2000
indeed.pt	#132	2011
casa.sapo.pt	#190	2000
emprego.sapo.pt	#272	2003
auto.sapo.pt	#287	2005
bpiexpressoimobiliario.pt	#300	2008
joooble.org	#342	2011
alertaemprego.pt	#1,026	2013
hatudo.pt	#1,476	2016
selio.com	#3,446	2019
facebookmarketplace.com	-	2017

Legenda:

- Classificado Horizontal
- Vertical Carros
- Vertical Casa
- Vertical Emprego

**Figura 6 - Posição dos classificados entre os sites mais visitados em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19**  
Fonte: Adaptado de SimilarWeb (2020) e website de cada competidor listado

Os maiores *players* do mercado, com distância significativa em quantidade de visitas dos demais classificados portugueses, são horizontais que pertencem a grandes grupos estrangeiros: o OLX - originalmente a operar como FixeAds -, do grupo Naspers, o Custo Justo, do grupo Schibsted e o Facebook Marketplace do Facebook. Com base na figura 7 e sem considerar os dados do Facebook Marketplace – justificado pela impossibilidade de diferenciar as visitas à rede social, Facebook, das visitas aos classificados no Facebook Marketplace - o OLX detém a liderança de mercado, concentrando 73% da visitas realizadas no período avaliado e com lideranças nas principais métricas de tráfego dos utilizadores, exceto quantidade de páginas visitadas por visita. Embora os dados não estejam

apresentados, é importante reiterar que o Facebook Marketplace, com uma forte componente social advinda da sua plataforma-mãe - evidenciado, por exemplo, pela possibilidade de partilha dos anúncios aos grupos do Facebook e pela possibilidade de aceder a página de perfil dos utilizadores a realizar a compra e venda, apresentou um fator de diferenciação dos demais classificados e tem conseguindo rapidamente romper a barreira de entrada neste mercado altamente concentrado, sem se quer investir em publicidade. Além desses 3 competidores globais, há 2 classificados introduzidos mais recentemente no mercado português, ambos com operações locais, cuja penetração de mercado é ainda muito baixa, em torno de 1%.



**Figura 7 - Métricas de Tráfego de classificados horizontais em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19**  
Fonte: Adaptado de SimilarWeb (2020)

Dentre as plataformas de classificados online verticais - com seus respectivos dados de tráfego destacam-se com mais de 1 milhão de vistas/mês em média: Standvirtual, e Imovirtual, também pertencentes ao Grupo Naspers, o Idealista, vertical com origem na Espanha e em rápido crescimento em Portugal, Net-empregos, vertical de origem portuguesa e Indeed (empregos), plataforma de origem americana, presente em mais de 100 países.

Na vertical de veículos, o Standvirtual tem liderança folgada em relação ao competidor Auto Sapo, com 88% das visitas realizadas no período analisado, além de ter também melhor desempenho nas métricas de tráfego em comparação ao concorrente, conforme demonstrado na figura 8.



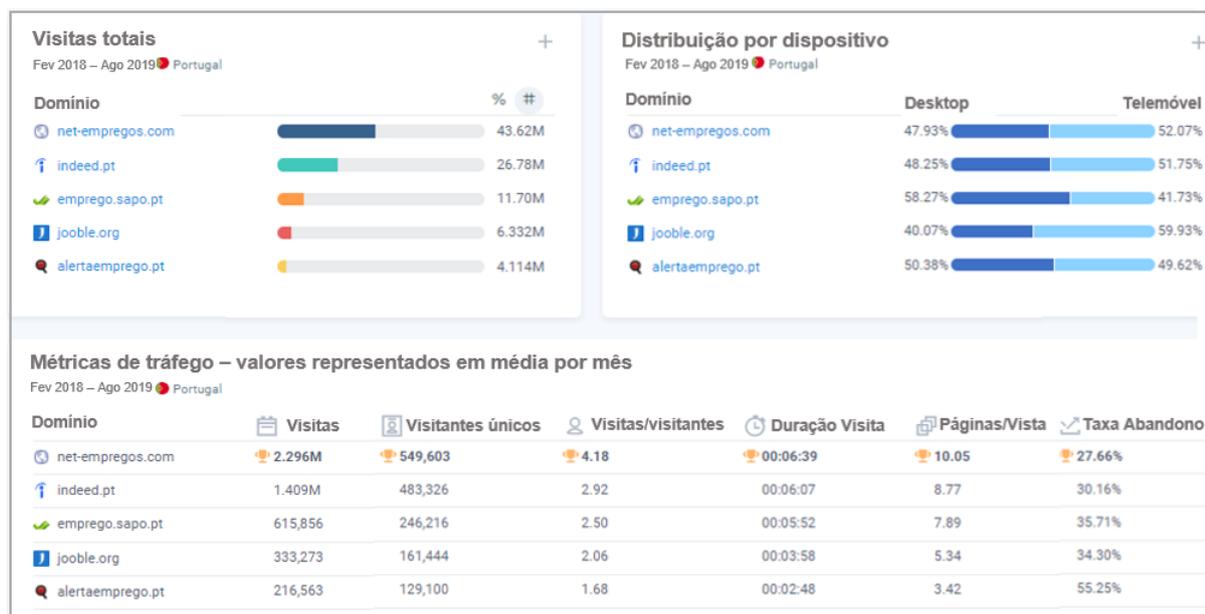
**Figura 8 - Métricas de Tráfego de classificados verticais de veículos em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19**  
Fonte: Adaptado de SimilarWeb (2020)

Nas verticais de imóveis, representada na figura 9, entretanto, o mercado é mais competitivo e está diluído entre muitas plataformas. Idealista figura no topo com 42% de penetração de mercado (medido em função das visitas totais), seguido pelo Imovirtual com 41%, Casa Sapo com 11% e BPI Expresso imobiliário com 6%. Também em relação às métricas de tráfego, Idealista e Imovirtual dividem a liderança. Cabe referir que até 2015 o Imovirtual era líder deste mercado.



**Figura 9 - Métricas de Tráfego de classificados verticais de imóveis em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19**  
Fonte: Adaptado de SimilarWeb (2020)

Por fim, entre as verticais de emprego, apresentadas na figura 10, a liderança mantém-se desde a fundação à Net-empregos, com 47% do mercado. Porém o panorama competitivo tem-se alterado significativamente com a introdução dos novos competidores, que respondem pelos demais 53% do mercado.



**Figura 10 - Métricas de Tráfego de classificados verticais de empregos em Portugal, entre Fev/18 e Ago/19**  
Fonte: Adaptado de SimilarWeb (2020)

Há ainda outros classificados de menor expressão presentes em Portugal, com menos de 10.000 visitas/mês, mas não listados na análise acima: abmotor.pt; auto.trovit.pt; rotauto.com; auto.pt; autocompraevenda.pt; lardocelar.com; casa.trovit.pt; green-acres.pt; compracasa.pt; spotahome.com; jooble.org; jobtide.pt; bonsempregos.com; empregosonline.pt; classificadoscm.pt; e vivalocal.pt.

#### 2.4.4 Os principais estudos científicos relativos ao mercado de classificados

Fang, *et al* (2017) fazem uma análise bibliométrica das publicações relativas aos classificados online, identificando um total de 105 artigos publicados, em sua maioria entre 2005 e 2015, que foram agrupados em 3 categorias principais:

1) estudos que visam identificar o impacto externo, principalmente o social, de diversos sites de classificados online. Em sua grande maioria, os artigos deste grupo tratam sobre a influência dos classificados focados na busca de amigos ou parceiros sexuais no comportamento de grupos sociais específicos e na disseminação de doenças sexualmente transmissíveis. Outros artigos deste grupo abordam também a transição do modelo impresso para o digital e as alternativas para o mercado impresso;

2) estudos que investigam a operação dos respetivos websites, evidenciando desde o comportamento dos anunciantes de classificados em busca de atingir as primeiras posições nas listas de buscas até como os respetivos modelos de negócio se aproximam ou distanciam de outros *e-business*. Neste grupo, o objetivo é apoiar a definição das estratégias internas dos classificados;

3) estudos que usam as plataformas de classificados online como fonte de recrutamento de respondentes para um estudo específico (ex. fumantes dependentes de nicotina ou mentol) ou coleta de dados para estudos específicos (ex. uso das plataformas processos de recrutamento e seleção de pessoas para empresas).

**Tabela 2 - As 10 principais áreas temáticas e respetivos volumes de artigos publicados**

Área temática	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1 Ciências Sociais	7	5		4		2	4			
2 Medicina	5	8		3				4		1
3 Gestão e Contabilidade			5		7	2				
4 Psicologia	4	3		2				1		
5 Economia e Finanças			7		0	1				
6 Ciência da Computação	2		2		1	2				
7 Artes e Humanidades	4						0		1	
8 Farmácia e Toxicologia		4		1				1		
9 Engenharia Bioquímica, Genética e Biologia							1		1	1
10 Molecular		1							1	0

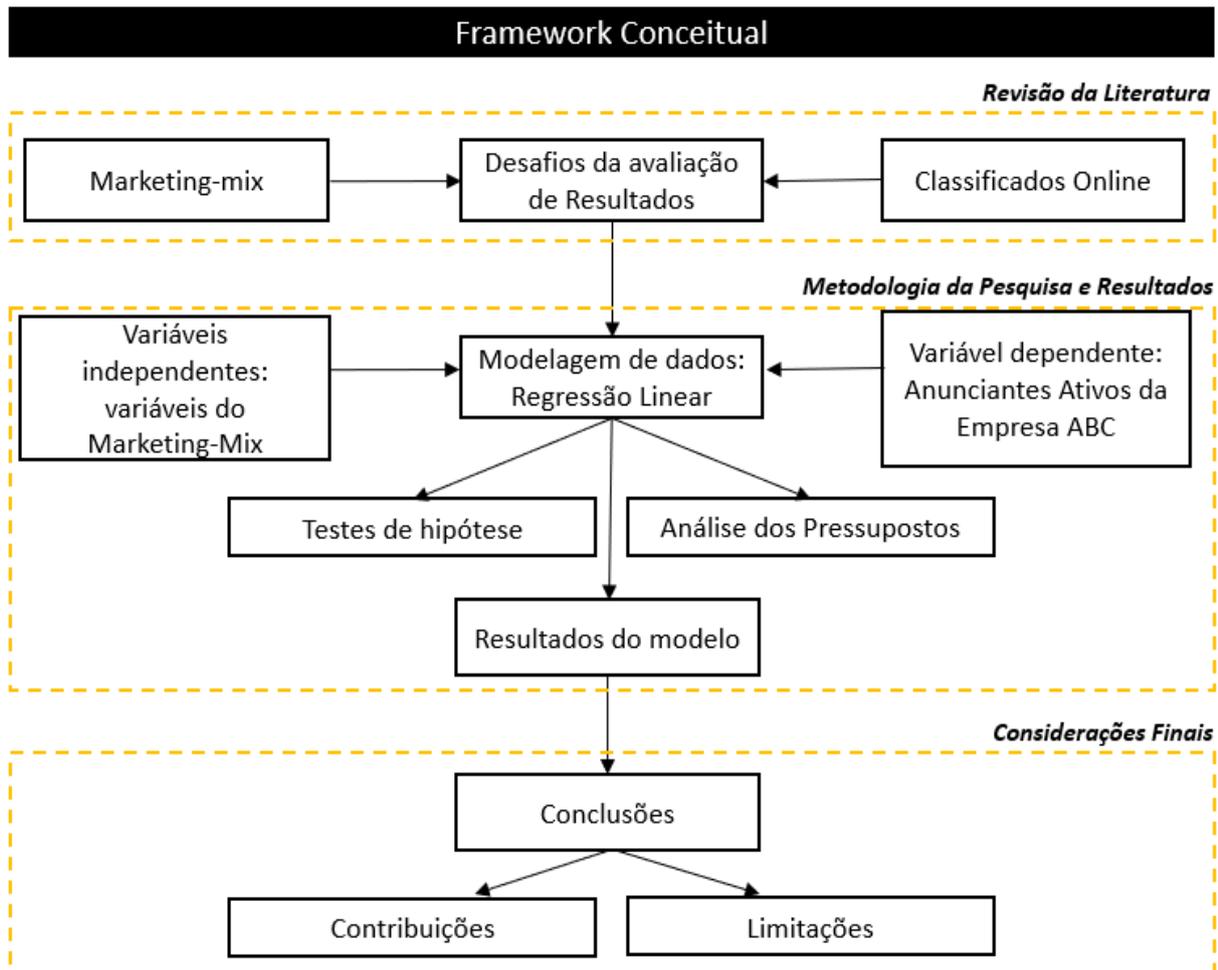
Os números na matriz representam a quantidade de publicações que cobrem ambos os temas correspondentes

Fonte: Adaptado de Fang *et al* (2017)

Além de contribuir para a compreensão dos principais temas abordados até a presente data, este estudo evidencia a carência de estudos no mercado de classificados online com predominância de abordagens médicas e sociais e carência de estudos com temáticas relativas à gestão ou marketing, evidenciado pela tabela 1, que também explica a dificuldade da autora em expandir este capítulo de revisão bibliográfica em alguns trechos essenciais, como os efeitos do marketing-mix de produto e canal ou que justificasse o uso de anunciantes únicos como variável dependente. Estes temas, entretanto, serão tratados nos capítulos a seguir.

### 3 FRAMEWORK CONCEPTUAL

Finalizada a revisão da literatura e antes de dar início à metodologia da pesquisa, cabe fazer um enquadramento do *framework* conceptual deste projeto, ilustrado na figura 11, que ajudará na compreensão de toda a análise a ser apresentada na sequência.



**Figura 11 - Framework Conceptual**

Fonte: a autora (2019)

A revisão da literatura abordou amplamente o conceito e as principais variáveis do Marketing-mix, bem como problematizou os desafios para os gestores em avaliar os resultados das decisões tomadas neste contexto. Na sequência, foram apresentadas as principais estratégias de entrada e dominação do mercado e o nível de desenvolvimento dos classificados online em Portugal e no mundo, demonstrando a importância de se atingir um tamanho crítico para ser rentável. É contextualizado o desafio de perceber como as variáveis do marketing-mix contribuem para o crescimento e para a sustentabilidade dos classificados online, identificando e medindo os seus efeitos na empresa.

Este projeto propõe-se, e detalha na metodologia da pesquisa, a realizar uma ampla modelagem de dados, incluindo um conjunto de variáveis independentes, com o objetivo de identificar aquelas que impactaram no crescimento ou diminuição da quantidade de anunciantes ativos na empresa ABC, inserida no mercado de classificados online. Para isso, serão realizados regressões lineares, testes de hipóteses e análise dos pressupostos, cujos resultados trarão à luz as variáveis mais relevantes e o efeito causado por estas na quantidade de anunciantes únicos na empresa ABC.

Por fim, nas considerações finais, tem-se a avaliação crítica destes resultados, com importantes ponderações em relação aos resultados em si, os objetivos da empresa e o que está também suportado pela literatura disponível. No final, tem-se uma reflexão sobre as contribuições desde projeto para a academia e a sociedade, bem como suas limitações e sugestões de estudos futuros.

No próximo capítulo será desenvolvida a parte empírica deste estudo, com base nos dados coletados na empresa ABC que permitiram a identificação de 40 potenciais variáveis a estudar.

## 4 METODOLOGIA DA PESQUISA

Este capítulo foi organizado de modo a apresentar com algum pormenor todas as etapas da pesquisa: a justificação do uso de anunciantes únicos como varável dependente e critério de escolha das variáveis independentes, a extensa etapa de coleta de dados - resultando num total de 40 variáveis- , detalhamento do método utilizado, forma de validação e justificativa para utilização do mesmo; e breve menção a forma como os resultados foram analisados e apresentados no capítulo a seguir.

Cumprir dizer que esta pesquisa aplicada é de natureza explicativa, pois tem como objetivo central a identificação dos fatores que determinam ou contribuem para a ocorrência de um determinado fenómeno. Tem como base a análise de dados quantitativos secundários da empresa ABC, que atua no segmento de classificados online (Eisenhardt, 1989; Gil, 2010). Para fins de simplificação da análise, optou-se por avaliar exclusivamente a atuação desta empresa no mercado português, no período compreendido entre fevereiro de 2018 e agosto de 2019.

### 4.1 DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS

A variável dependente definida para a modelagem (Y) é “Anunciantes ativos”, que corresponde à quantidade de anunciantes (utilizadores únicos) com ao menos um anúncio ativo em cada semana na plataforma da empresa ABC. Cabe aqui justificar a escolha desta variável. Embora as plataformas de classificados online tenham como clientes tanto os anunciantes como os compradores, no que compete às fontes de receita, essas plataformas tradicionalmente sobrevivem de *display advertising* (caso optem, por exemplo, por se afiliarem à rede *Display* do Google que remunera a plataforma por cliques gerados nos *banners* contendo publicidade de terceiros) e, em estágios mais avançados de penetração no mercado - e com maior escalabilidade - dos anunciantes ativos, que pagam para dar mais visibilidade aos próprios anúncios, para poder inserir anúncios para além do limite gratuito, para usufruir de *features* de produto mais avançadas para gestão dos próprios anúncios, para aderir a serviços complementares como entrega de mercadoria ou seguros ou, em modelos de negócio mais recentes, pagam um percentual do valor final da venda concretizada. Portanto, a capacidade de geração de receita de uma plataforma de classificados está diretamente relacionada à sua capacidade de atração e retenção de anunciantes ativos.

Em consonância com o que foi exposto na revisão de literatura, para as variáveis independentes a ser testadas neste modelo, buscou-se identificar um conjunto de ações e decisões tomadas pela empresa ABC, no período compreendido pela análise, e que estivessem inseridas no contexto do marketing-mix. Ou seja, buscou-se identificar ações que estivessem relacionadas com as variáveis de comunicação, preço, produto ou praça-, que possam ter gerado algum efeito sobre a variável dependente. Para além

dessas variáveis, outras que são relevantes para o negócio e que pudessem gerar algum efeito na análise, como as relacionadas ao ambiente competitivo e às ações específicas na equipa de vendas, foram igualmente incluídas com o objetivo de tornar o modelo mais consistente.

## 4.2 COLETA DE DADOS

Uma vez identificadas as ações e decisões da empresa que seriam traduzidas em variáveis do modelo, passou-se então à fase mais extensa do trabalho, que consistiu na coleta e eventual tratamento dos dados, que ocorreu exclusivamente com o objetivo de convertê-las em períodos semanais. Por exemplo, se uma informação estava apenas disponível com uma frequência mensal, observou-se evolução entre os meses para estimar as variações semanais. Em contrapartida, para os dados obtidos com frequência diária, o tratamento foi mais simples e direto, procedendo-se à soma dos dias.

Todos os dados utilizados neste modelo são secundários e foram obtidos por meio de relatórios internos da empresa ABC, através de bases de dados internas, relatórios das agências de comunicação que atendem a empresa ABC e estudo de mercado.

Dentre as variáveis de comunicação identificadas, tem-se as campanhas de *branding* realizadas em meios tradicionais de massa – TV, rádio, mídia exterior, etc. -; ações de Relações Públicas (Imprensa especializada, Blogueiros e Formadores de opinião); eventos patrocinados ou proprietários com os quais a marca estivesse envolvida; projetos sociais; e ações performance marketing – investimento em Google Ads, Facebook Ads e Youtube. Em conjunto, essas ações compõem a estratégia de comunicação da empresa ABC no período avaliado e podem ter contribuído para a variação de anunciantes ativos. Note-se que algumas dessas variáveis não envolvem diretamente a compra de mídia, tema amplamente apresentado na sessão de modelagem do marketing-mix, e possam ser resultado de uma ação externa à empresa, como é o caso da atuação da imprensa e projetos sociais.

No que toca ao produto, foram inseridas no modelo como variáveis potencialmente relevantes para a variação de anunciantes ativos da empresa ABC a implementação de novas *features* de produto, que incluem: alteração do processo de login para novos utilizadores; introdução de um sistema de bónus que premia os anunciantes mediante a algumas ações realizadas na plataforma, alteração nos métodos de pagamento disponíveis; melhoria da interface gráfica de algumas páginas da plataforma com o objetivo de oferecer uma melhor experiência de navegação; importação de anúncios de plataformas afiliadas à empresa ABC. Além disso, foram incluídos como variáveis de produto, os principais *bugs* que tenham ocorrido no período analisado que impactaram na experiência de utilização da plataforma: falhas na introdução de uma nova homepage da plataforma; falha no envio de mensagens e e-mails

transacionais (relativos às ações entre anunciantes e compradores); e indisponibilidade de métodos de pagamento relevantes aos anunciantes.

Por fim, foram incluídas as variáveis dummy que representam as alterações de preço e limites de anúncios gratuitos, campanhas de incentivo e campanhas de desconto, além de crescimento de anúncios e anunciantes do principal concorrente da empresa ABC – tendo-se em conta a quota de mercado de anúncio ativos.

A tabela 3 sintetiza as variáveis  $X_p$  avaliadas, descrevendo a unidade de medida e fonte secundária de cada um dos conjuntos de dados. No apêndice 9.1 encontra-se a tabela completa de dados, por variável e respetivos valores - que foram transformados mantendo-se a proporcionalidade entre eles.

**Tabela 3 - Descrição das Variáveis Independentes ( $X_p$ ) do modelo**

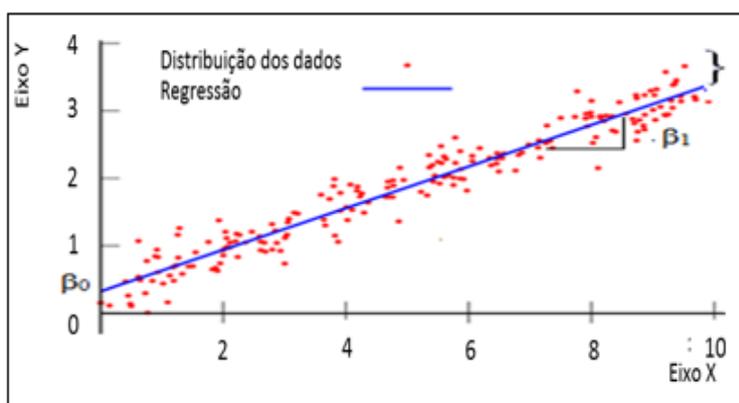
TIPO	NOME	DESCRIÇÃO	QUANTIDADE DE VARIÁVEIS	UNIDADE DE MEDIDA	FONTE DE DADO	IDENTIFICAÇÃO
Comunicação	Imprensa	<i>Press releases</i> que tenham feito menção à empresa ABC	1	Quantidade de <i>press releases</i>	Relatório da agência de PR	X1
	<i>App Download</i>	Investimento destinado ao estímulo ao <i>download</i> da aplicação móvel da empresa ABC, no Google Play e Apple Play	1	Investimento em Euros	Relatórios internos da empresa ABC	X2
	<i>Performance</i>	Investimento em plataformas digitais para aumento do tráfego no site ou aplicação móvel da empresa ABC, utilizando as plataformas Google Ads, Facebook Ads e Youtube	3	Investimento em Euros		X3 - X5
	<i>Branding</i>	Investimento em campanhas publicitárias com o objetivo de elevar o <i>brand awareness</i> ou lembrança da marca	5	Investimento em Euros		X6 - X10
	<i>Social</i>	Investimento em campanhas de cunho social promovidas pela empresa ABC	1	Investimento em Euros		X11
	Eventos	Eventos promovidos pela empresa ABC	1	Quantidade de eventos		X12

Produto	<i>Novas Features</i>	Introdução de novas <i>features</i> de produto na plataforma: alteração do processo de login para novos utilizadores; introdução de um sistema de bónus que premia os anunciantes mediante a algumas ações realizadas na plataforma; alteração nos métodos de pagamento disponíveis; melhoria da interface gráfica de algumas páginas da plataforma com o objetivo de oferecer uma melhor experiência de navegação; importação de anúncios de plataformas afiliadas à empresa ABC	10	Variáveis <i>Dummy</i>		X13 - X22
	<i>Bugs</i>	Falhas (ou " <i>Bugs</i> ") que impactam na experiência de produto de um utilizador da plataforma ABC: falhas na introdução de uma nova homepage da plataforma; falha no envio de mensagens e e-mails transacionais; e indisponibilidade de métodos de pagamento	3	Variáveis <i>Dummy</i>		X23 - X25
Preço	Campanhas de desconto	Campanhas de desconto ativas	1	Variável <i>Dummy</i>		X26
		Quantidade de clientes que receberam o desconto	1	Clientes com desconto		X27
	Campanhas de incentivo	Campanhas promocionais com o objetivo de reconverter o utilizador da empresa ABC a anunciante, geralmente associada à oferta de um prémio, como um destaque gratuito	3	Variáveis <i>Dummy</i>		X28 - X30
	Mudança de preço	Variações no preço dos produtos	2	Variáveis <i>Dummy</i>		X31 - X32
Outros	Mudança de limite	Variações no limite de anúncios gratuitos nas categorias de anúncio da empresa ABC	4	Variáveis <i>Dummy</i>		X33 - X36
	Equipa de vendas	Quantidade de agentes de venda destinados ao atendimento de anunciantes da empresa ABC	2	Quantidade de vendedores		X37 - X38
	Anunciantes do concorrente	Contas únicas com anúncios ativos na empresa concorrente	1	Quantidade de anúncios	Estudo de mercado	X39
	Anúncios do concorrente	Quantidade de anúncios ativos na empresa concorrente	1	Quantidade de anunciantes		X40
<b>TOTAL DE VARIÁVEIS INDEPENDENTES ANALISADAS:</b>			<b>40</b>			

Fonte: A autora (2019)

### 4.3 ANÁLISE E MODELIZAÇÃO DOS DADOS

Será feita uma modelização dos dados através de uma regressão linear múltipla. No sentido lato, uma regressão linear é uma técnica estatística para modelar e investigar o relacionamento linear entre variáveis, baseada numa equação funcional probabilística. Esta opção justifica-se pela capacidade que este método tem de correlacionar várias variáveis independentes mesmo que de natureza bastante distintas e pela aplicabilidade do método no ambiente corporativo, por profissionais com conhecimentos básicos de estatística. Na figura 12, há a representação gráfica e logo depois a expressão matemática de uma regressão linear simples (Brooks, 2008).



**Figura 12 - Representação Gráfica de Regressão Linear simples**

Fonte: A autora (2019)

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + e$$

Sendo:

Y = variável dependente

$\beta_0$  = intercepto populacional

$\beta_1$  = coeficiente angular (declive)

X = variável independente

e = erro aleatório

Dado que foram identificadas mais de 40 variáveis que podem gerar algum efeito na quantidade de anunciantes ativos, a utilização de regressão linear múltipla, e não simples, é fundamental. Neste tipo de modelagem, há duas ou mais variáveis independentes que geram algum efeito no valor de Y, variável dependente do modelo, conforme expressão abaixo:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_p X_p + e;$$

Sendo:

Y = variável dependente

$\beta_0$  = intercepto populacional

$\beta_1, \dots, \beta_p$  = coeficientes angulares

$X_1, \dots, X_p$  = variáveis independentes

e = erro aleatório

Os parâmetros  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  do modelo de regressão linear múltipla serão estimados usando o método dos mínimos quadrados. Para definir as variáveis que estarão presentes no modelo final, serão excluídas inicialmente aquelas que são multicolineares (variáveis independentes com elevada correlação entre si). Então, serão excluídas aquelas que apresentem baixa correlação com a variável dependente, assegurado através do Teste T. Então, vários modelos serão estimados, inserindo-se e retirando-se manualmente variáveis e verificando o ajustamento global do mesmo. O modelo escolhido será aquele com melhor ajustamento global, assegurado pelo  $R^2$  e AIC e que tenha os pressupostos básicos atendidos.

Em resumo, para este estudo, realizar-se-ão as seguintes etapas de análise:

- 1) Verificação do Coeficiente de Correlação linear entre (Y) e cada variável independente do modelo, descritas na seção anterior;
- 2) Teste T, que avalia individualmente o valor dos coeficientes das variáveis independentes, determinando se há ou não evidência estatística de que estas influenciam o modelo;
- 3) Verificação de Ajustamento Global do modelo, que inclui  $R^2$ ,  $R^2$  Ajustado e Teste F, para assegurar que o modelo se ajusta globalmente aos dados;
- 4) Verificação de que o modelo atende aos pressupostos básicos da regressão linear.

O tratamento estatístico dos dados será feito usando o software R na ferramenta R Studio.

#### 4.4 APRESENTAÇÃO DOS DADOS E RESULTADOS

Faz-se necessário esclarecer que para a elaboração deste estudo de caso serão usadas informações confidenciais da empresa ABC. A mesma não autorizou a divulgação completa das bases

de dados fornecidas. Por este motivo, para evidenciar a metodologia adotada, as variáveis independentes foram denominadas genericamente de  $X_1$ ,  $X_2$  e assim por diante, e os valores dos gráficos terão um coeficiente aplicado, não correspondendo aos reais. Cabe reiterar, entretanto, que o coeficiente aplicado não afeta os resultados apresentados.

#### 4.5 SUMÁRIO DA METODOLOGIA

A tabela 4 contém a síntese dos procedimentos metodológicos desta pesquisa.

**Tabela 4 - Síntese da Abordagem Metodológica**

#	ABORDAGEM METODOLÓGICA	
1	Finalidade	Pesquisa explicativa
2	Abordagem	Quantitativa
3	Fonte de dados	Secundária
4	Tratamento, análise e modelação de dados	Regressão linear múltipla, testes de hipótese e pressupostos dos resíduos, com o apoio de R Studio

Fonte: A autora (2019)

## 5 RESULTADOS

Este capítulo foi organizado respeitando as etapas, em ordem sequencial, das análises que foram conduzidas neste projeto.

Primeiro, será apresentada a variável dependente “anunciantes únicos” no período compreendido pela análise de modo a se fazer conhecer a curva que o modelo estimado irá tentar replicar. Em seguida, o mesmo exercício será feito para as variáveis independentes. Então, se seguirá com a análise de correlação entre todas as variáveis independentes e a variável dependente do modelo, para avaliar a existência de correlação entre as mesmas, mas não multicolinearidade - que indicaria a existência de relação linear entre pares de variáveis independentes.

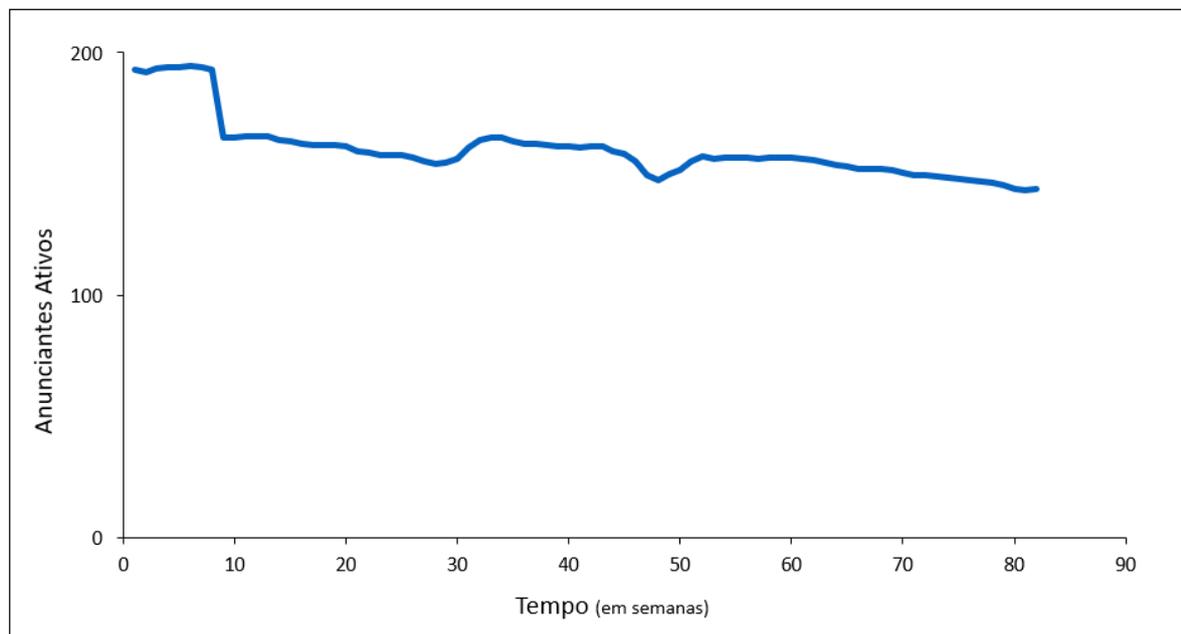
Concluída a fase de escolha das variáveis do modelo, serão apresentados os resultados do modelo de regressão linear múltipla, após a estimação dos parâmetros. Para validar o modelo, ter-se-á em conta as estatísticas teste de tipo T-Student e F-Snedcor, para avaliar individualmente e globalmente a significância estatística das variáveis do modelo. Este modelo estimado será então posto à prova através da avaliação do ajustamento global e da análise dos resíduos do mesmo, garantindo-se assim, que haja um resultado metodologicamente sólido.

Devido ao conjunto elevado de variáveis independentes, foram estimados dezenas de modelos até chegar àquele que foi escolhido como o melhor, com base nos parâmetros estimados, no score ( $R^2$ ) e critérios de Informação de Akaike (AIC). Para efeito de simplificação, apenas este ‘melhor’ modelo, considerado final, será apresentado neste capítulo de resultados.

Para evidenciar a correta aplicação da metodologia e os resultados obtidos, cumpre esclarecer que todos os resultados dos testes de hipótese aplicados, valores de  $\beta$  e cálculos de coeficientes de correlação são os reais. Por outro lado, mantendo o compromisso de manutenção do sigilo dos dados solicitado pela empresa ABC, as variáveis independentes foram denominadas genericamente de  $X_1$ ,  $X_2$ , etc, conforme identificadas na Tabela 3 no capítulo de metodologia, e os valores dos gráficos e fórmulas contendo as variáveis terão um coeficiente aplicado, não correspondendo aos reais.

### 5.1 DEMONSTRAÇÃO DA VARIAÇÃO DE ANUNCIANTES ATIVOS AO LONGO DO TEMPO

A figura 13 apresenta a variação dos anunciantes ativos da empresa ABC entre fevereiro de 2018 e agosto de 2019. É possível observar graficamente que, após um período breve de “estabilidade” há uma queda abrupta de anunciantes ativos seguida de uma tendência de queda mais constante e gradual no restante do período analisado, com algumas oscilações.

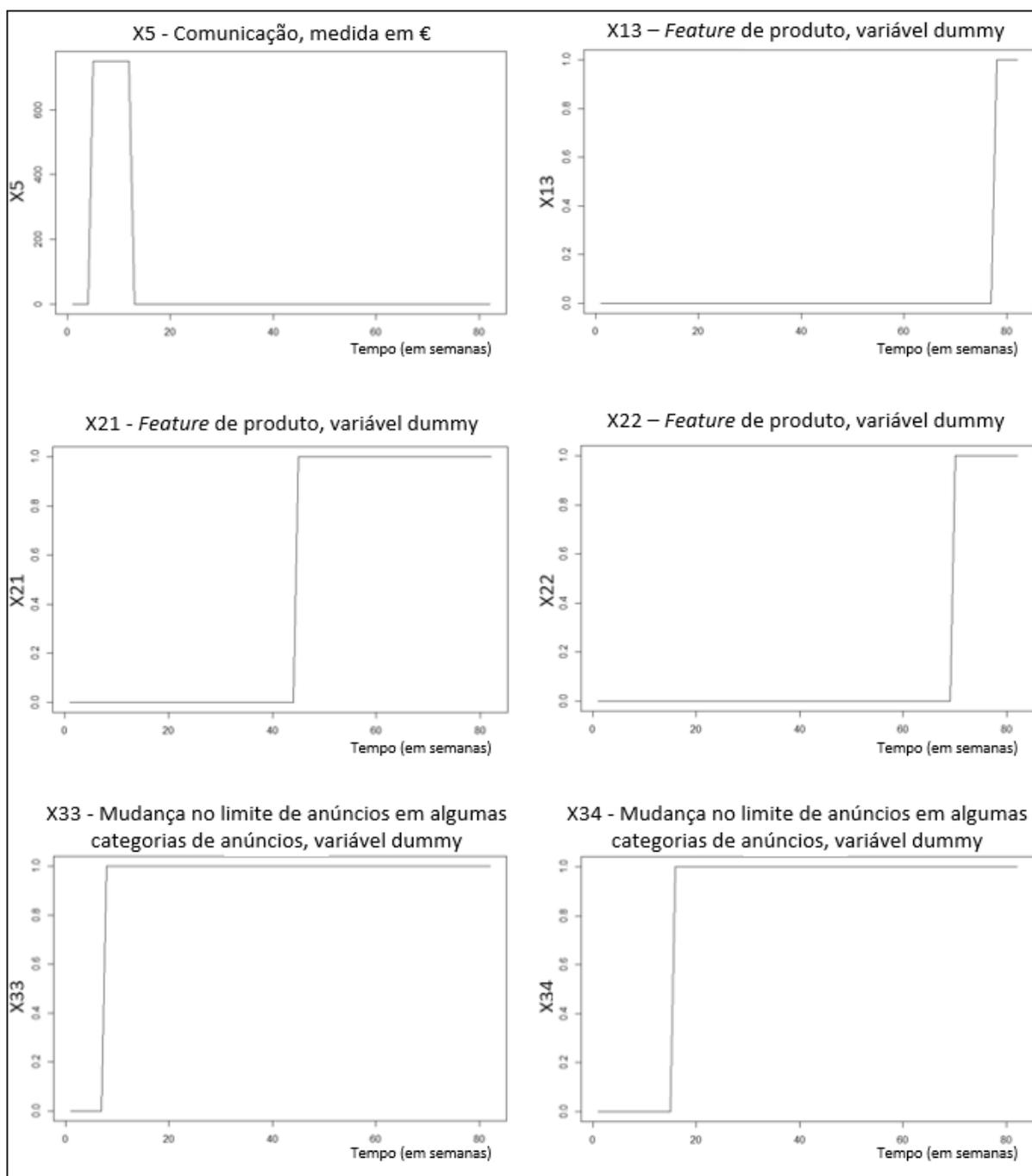


**Figura 13 - Variação de anunciantes únicos ao longo do tempo**

Fonte: a autora (2019)

## 5.2 COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS

A figura 14 apresenta o comportamento das variáveis independentes do modelo ao longo do tempo. Por serem todas do tipo *dummy*, exceto X5, que é medida em Euros, os valores são binários e variam sempre entre 0 (ausência da variável) e 1 (presença da variável). Um exemplo é a variáveis X13 em que há ausência da mesma durante o maior período de tempo, e, que portanto, teve o valor 0 atribuído, e este ativa na últimas semanas da análise, quando o valor 1 foi atribuído. Colocadas todas as variáveis dependentes em mesma escala de valor e tempo, exceto X5 no eixo Y, fica evidente que estas impactaram a quantidade de anunciantes únicos em momentos distintos do período em análise.

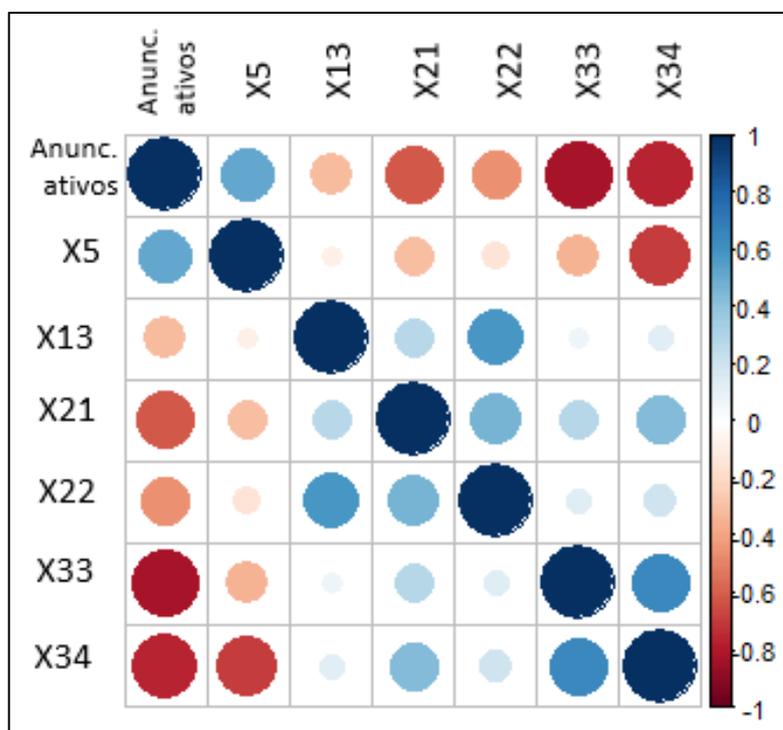


**Figura 14 - O comportamento das Variáveis Independentes ao longo do tempo**

Fonte: a autora (2019)

Conforme demonstrado na figura 15, observam-se correlações positivas e negativas de amplitude elevada entre os anunciantes ativos e as variáveis independentes escolhidas para o modelo final, o que nos diz que é pertinente associar um modelo de regressão linear para os dados em estudo. A partir da mesma tabela, como não se observam correlações elevadas entre as variáveis independentes, conclui-se que não existe multicolinearidade entre elas, o que nos garante uma estimação ótima dos

parâmetros. No Apêndice 9.3.1, é possível consultar o coeficiente de correlação de todas as variáveis testadas no modelo.



**Figura 15 - Coeficiente de Correlação entre as variáveis**

Fonte: a autora (2019)

### 5.3 TESTE T

Devido ao conjunto elevado de variáveis independentes testadas neste estudo, 40 no total, foram estimados dezenas de modelos de regressão, realizando distintas combinações de variáveis para se determinar quais efetivamente levavam ao melhor ajustamento global, com base nos parâmetros estimados no score ( $R^2$ ) e critérios de Informação de Akaike (AIC). Foram rejeitadas, portanto, as variáveis multicolineares e as que não fizeram parte do modelo com melhor ajustamento global com base nos critérios supracitados. Como os outputs do Teste T são diferentes a depender do conjunto de variáveis usadas em cada modelo estimado, decidiu-se por apresentar nesta sessão apenas a significância estatística das variáveis consideradas no modelo final de regressão linear, o que justifica a não apresentação do Teste T para as todas variáveis testadas.

Na equação abaixo está demonstrado o método utilizado para o teste de hipótese Teste T, em que se determina se cada uma das variáveis independentes influencia ou não o modelo. Relembra-se que a rejeição da hipótese nula se traduz pela significância da variável.

Hipótese a testar:

$$H_0: \beta = 0$$

A regra de rejeição é dada por:

$$\text{se } p\text{-value} < \alpha \rightarrow \text{rejeitar } H_0$$

$$\text{se } p\text{-value} > \alpha \rightarrow \text{não rejeitar } H_0$$

Onde  $\alpha$  é o nível de significância considerado e os valores da estatística teste estão baseados na estatística *t-student*. Para este projeto definiu-se que o valor de 0.05 para  $\alpha$ , ou seja, um nível de significância de 5% . O *p-value* de cada variável deverá ser, portanto, inferior a este valor para que a variável não seja rejeitada. Aceitou-se, entretanto, um nível de significância de 10% para algumas variáveis neste modelo. Os testes de hipótese para o teste T e os *outputs* completos do modelo de regressão linear múltipla encontram-se no Apêndice 9.3.

O quadro abaixo apresenta a síntese dos resultados obtidos no teste T, em que se evidenciam os valores obtidos para os coeficientes de cada variável independente, o erro standarizado, o valor T e o *p-value*.

Tabela 5 - Quadro resumo do Teste T

Tipo de Variável	Variável	Coefficiente (beta)	Erro standarizado	Valor T	P-value
Comunicação	X5	5.020	2.708	1.854	0.068 .
Features de Produto	X13	-4010.050	2193.593	-1.828	0.072 .
	X21	-5994.001	1050.128	-5.708	2.16e-07***
	X22	-5694.990	1562.991	-3.644	0.000***
Outro (Limite)	X33	-25829.592	2031.002	-12.718	< 2e-16***
	X34	-5720.420	1993.130	-2.870	0.005**
Intercept		191920.254	1694.918	113.233	< 2e-16***

Legenda: 0 '\*\*\*'; 0.001 '\*\*'; 0.01 '\*'; 0.05 '.'

Fonte: a autora (2019)

Conforme referido na introdução, as demais variáveis (aquelas não incluídas na tabela acima) não fizeram parte do modelo final, pelo que o Teste T não foi realizado para as mesmas.

## 5.4 MODELO TEÓRICO E MODELO ESTIMADO

Abaixo encontram-se as equações do modelo teórico e do modelo de regressão linear múltipla final.

Modelo teórico:

$$\gamma = \beta_0 + \beta_5 * X_5 + \beta_{13} * X_{13} + \beta_{21} * X_{21} + \beta_{22} * X_{22} + \beta_{33} * X_{33} + \beta_{34} * X_{34} + e$$

Modelo Estimado:

$$\hat{\gamma} = 191,920.254 + 5.02 * X_5 - 4,010.05 * X_{13} - 5,994.001 * X_{21} - 5,694.99 * X_{22} - 25,829.592 * X_{33} - 5,720.42 * X_{34}$$

Como o  $\beta_0$  é diferente de zero, tem-se que o valor do erro estocástico esperado é zero, motivo pelo qual o mesmo não foi incluído no modelo estimado acima.

O  $\beta_5$  é um coeficiente ligado a uma variável do tipo de comunicação, medido em investimento em euros. Dado que este é positivo, temos que para cada euro adicional investido em  $X_5$ , o total de anunciantes ativos será, em média, 5.02 unidades maior, *ceteris paribus*.

O  $\beta_{13}$  é também um coeficiente ligado a uma variável *dummy* de produto, e refere-se à aplicação de uma *feature* que mudou o processo de login dos anunciantes da empresa ABC, impondo a inserção de mais dados pessoais. Portanto, se  $X_{13}$  é usado no modelo (ou seja,  $X_{13} = 1$ ), o total de anunciantes ativos será 4,010.05 unidades menor do que quando não presente no modelo, *ceteris paribus*.

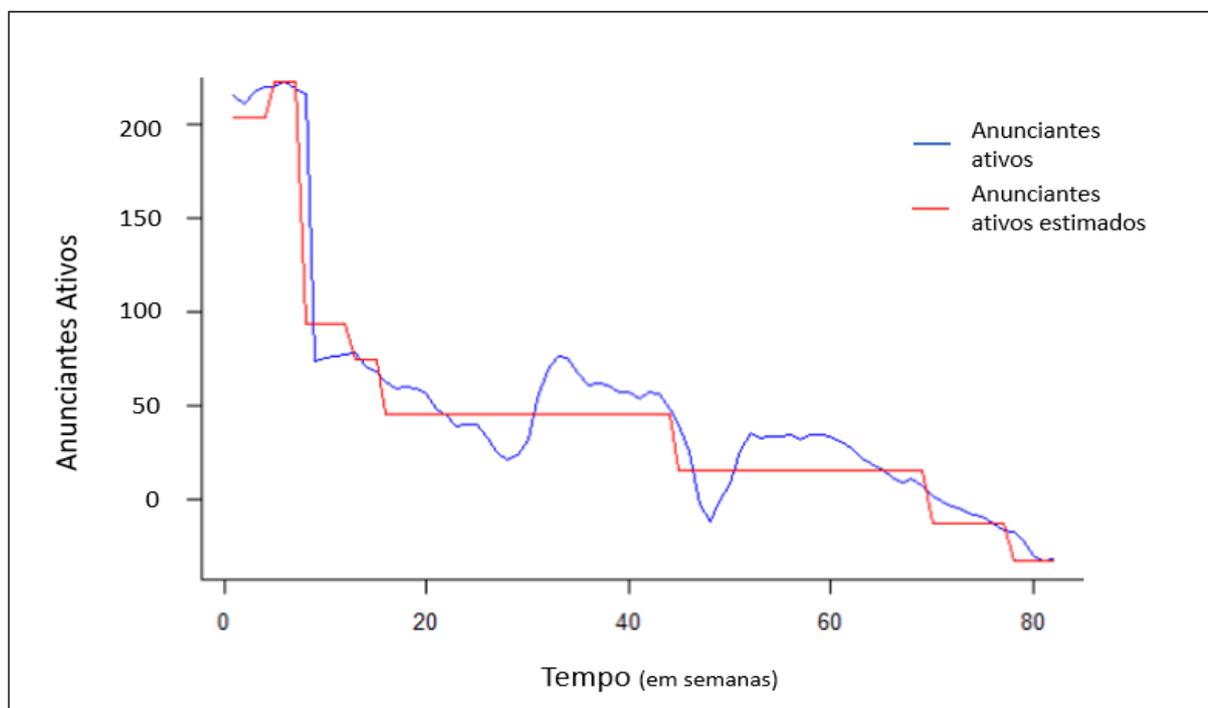
O  $\beta_{21}$  é um coeficiente ligado a uma variável *dummy* de produto, e refere-se à aplicação de uma *feature* que direciona os potenciais compradores para uma plataforma afiliada à empresa ABC. Portanto, se  $X_{21}$  é usado no modelo (ou seja,  $X_{21} = 1$ ), o total de anunciantes ativos será 5,994.001 unidades menor do que quando não presente no modelo, *ceteris paribus*.

O  $\beta_{22}$  é outro coeficiente ligado a uma variável *dummy* de produto, e, à semelhança da anterior, refere-se ao redirecionamento dos potenciais compradores para uma plataforma afiliada à empresa ABC. Portanto, se  $X_{22}$  é usado no modelo (ou seja,  $X_{22} = 1$ ), o total de anunciantes ativos será 5,694.99 unidades menor do que quando não presente no modelo, *ceteris paribus*.

O  $\beta_{33}$  é um coeficiente ligado a uma variável *dummy* de limite. Quando  $X_{33}$  é igual a 1 no modelo, significa que houve uma redução no limite gratuito para a postagem de novos anúncios em determinadas categorias. Portanto, se  $X_{33}$  é usado no modelo (ou seja,  $X_{33} = 1$ ), o total de anunciantes ativos será 25,829.592 unidades menor do que quando não presente no modelo, *ceteris paribus*.

O  $\beta_{34}$  é também um coeficiente ligado a uma variável *dummy* de limite. No modelo, quando  $X_{34}$  é igual a 1, significa que houve uma redução no limite gratuito para a postagem de novos anúncios em determinadas categorias. Portanto, se  $X_{34}$  é usado no modelo (ou seja,  $X_{34} = 1$ ), o total de anunciantes ativos será 5,720.42 unidades menor do que quando não presente no modelo, *ceteris paribus*.

A figura 16 representa a variável dependente original e a variável dependente predita pelo modelo de regressão. Observa-se que o modelo consegue captar de forma bastante fiel a tendência da variável Anunciantes Ativos ao longo do tempo, medido em semanas.



**Figura 16 - Anunciantes ativos x Anunciantes ativos estimados**

Fonte: a autora (2019)

## 5.5 AJUSTAMENTO GLOBAL DO MODELO

Como demonstrado abaixo pelo Coeficiente de Determinação, Coeficiente de Determinação Ajustado e Teste F de Snedecor, pode-se concluir que os dados se ajustam globalmente ao modelo.

**Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ):**

$$R^2 = 0.9119$$

Como  $R^2$  é muito próximo de 1, conclui-se que 91.2% da variação de anunciantes ativos, em torno de sua média, é explicada pela variação das variáveis independentes considerados neste modelo.

**Coefficiente de Determinação Ajustado ( $\bar{R}^2$ ):**

$$\bar{R}^2 = 0.9048$$

Como  $\bar{R}^2$  é muito próximo de 1, conclui-se que 90.5% da variância de anunciantes ativos, em torno de sua média, é explicada por este modelo.

**Teste F de Snedcor:**

$$\left\{ \begin{array}{l} H0: \beta_5 = \beta_{13} = \beta_{21} = \beta_{22} = \beta_{33} = \beta_{34} = 0 \\ H1: \exists \beta_i \neq 0 \end{array} \right. \rightarrow \text{modelo não se ajusta globalmente aos dados}$$

Rejeita-se  $H0: \beta_5 = \beta_{13} = \beta_{21} = \beta_{22} = \beta_{33} = \beta_{34} = 0$ , pois todos os betas são diferentes de zero para um nível de significância de 10%, conforme visto na análise de significância individual baseada na estatística t. Isto é, existe evidência estatística de que o modelo está globalmente válido.

## 5.6 ANÁLISE DOS PRESSUPOSTOS DOS RESÍDUOS

A seguir, serão realizadas cada uma das análises dos pressupostos dos resíduos:

**Pressuposto 1: Os erros tem média zero**

$$E(\epsilon_t) = 0$$

Como há  $\beta_0$  não-nulo (constante) no modelo estimado, então este pressuposto está assegurado. Também pode ser confirmado calculando a média residual, neste caso,  $E(\epsilon_t) = 0$

**Pressuposto 2: A variância dos erros é constante e finita**

$$Var(\epsilon_t) = \sigma^2$$

Aplicação do teste LM de Breusch-Pagan com  $H0$ : erros homocedásticos

$$\begin{array}{l} \text{Teste BP} = 15.368 \\ \text{Df} = 6 \\ p\text{-value} = 0.01758 \end{array}$$

Para um nível de significância de 1% não se rejeita a hipótese nula, logo a variância dos resíduos é constante.

**Pressuposto 3: Os erros são linearmente independentes**

$$Cov(\epsilon_i, \epsilon_j) = 0$$

Teste Breusch-Godfrey

LM = 4.7552

Df = 1

p-value = 0.02921

Para um nível de significância de 1% não se rejeita a hipótese nula, logo os resíduos são independentes.

**Pressuposto 4: O termo erro e as variáveis independentes não são correlacionados**

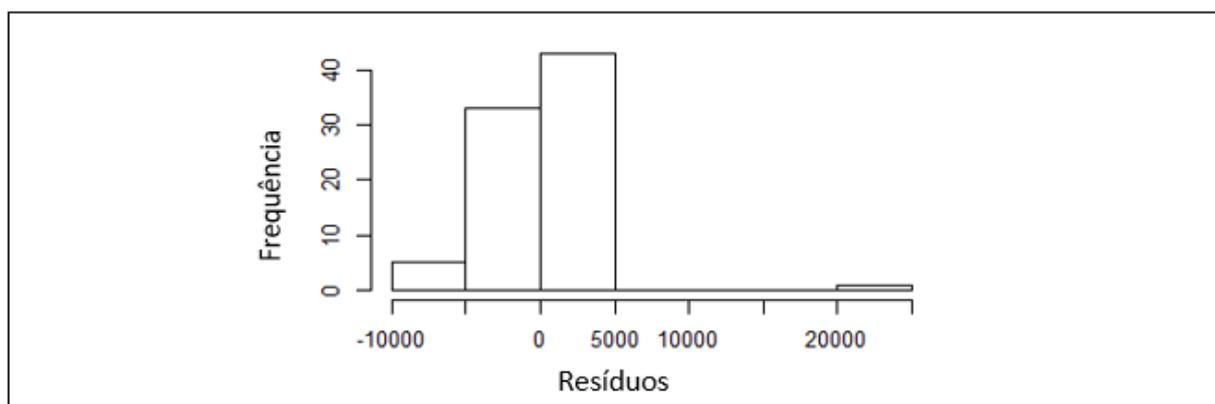
$$Cov(\epsilon_t, x_t) = 0$$

Como não existem termos dinâmicos no modelo de regressão linear, o pressuposto é automaticamente satisfeito.

**Pressuposto 5: os erros são normalmente distribuídos**

$$\epsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Consideremos o teste de normalidade de Jarque-Bera, com a hipótese nula: erros normalmente distribuídos. Observando o p-value, que é aproximadamente zero, rejeita-se a hipótese nula, logo, os resíduos não seguem uma distribuição normal, conforme demonstrado na figura 17.

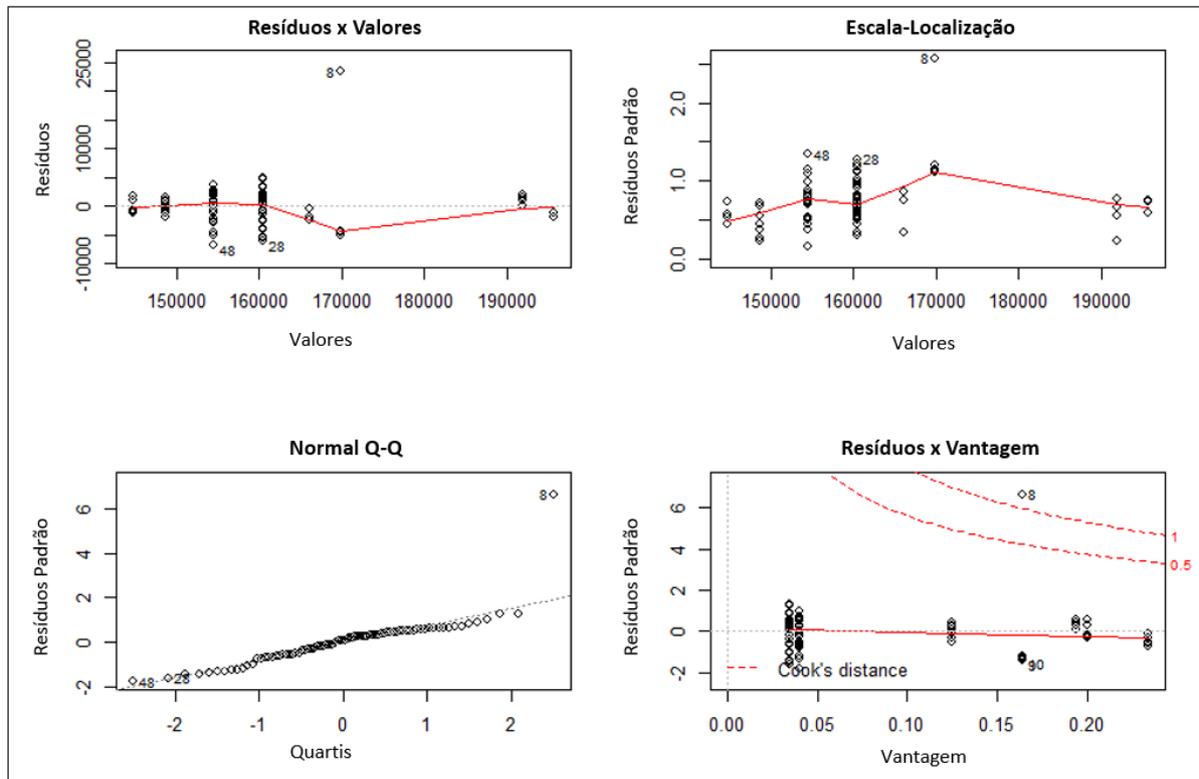


**Figura 21 - Histograma dos resíduos**

Fonte: a autora (2019)

A Figura 18 ilustra de forma gráfica os pressupostos dos resíduos, e observamos existência de alguns valores extremos (*outliers*) o que justificam a não-normalidade dos resíduos. Contudo, o pressuposto de normalidade não interfere na estimação dos parâmetros, pois o método de estimação dos

mínimos quadrados continua a ser BLUE (*best linear unbiased estimator*), e, sendo assim, podemos validar o modelo considerado.



**Figura 22 - Demonstração gráfica dos pressupostos dos resíduos**  
Fonte: a autora (2019)

## 6 DISCUSSÃO

Finalizada a etapa de análise metodológica dos resultados, cabe fazer uma discussão dos resultados obtidos, à luz da metodologia utilizada, da literatura disponível – que, conforme demonstrado no final da revisão da literatura por Fang, *et al* (2017), é ainda bastante escassa para o segmento de classificados online e, principalmente, para discutir o tema proposto neste projeto - e também dos objetivos da empresa ABC quando os implementou.

Das 40 variáveis incluídas no modelo, identificadas na Tabela 3 da metodologia, apenas 6 foram mantidas no modelo final, podendo ser caracterizadas como aquelas que geraram algum efeito mensurável sobre os anunciantes ativos. Esses efeitos, entretanto, variaram em “direção”, podendo ser positivos, gerando valor incremental à quantidade de anunciantes, ou negativos, criando um efeito inverso, e em “intensidade”, podendo ser mais ou menos relevantes para a variação total de anunciantes no período avaliado. Isso pode ser parcialmente explicado pela natureza de cada uma dessas variáveis do marketing-mix, detalhadas a seguir.

X5 é uma variável de comunicação, relativa a atividade de performance marketing, ou seja, investimento em campanhas nos canais digitais (dentre as quais Google Ads, Facebook Ads e Youtube) com o objetivo de direcionar potenciais clientes à plataforma da empresa ABC. Como seu beta foi positivo, podemos concluir que o efeito gerado sobre o resultado mensurado foi também positivo e que, para aquele nível de investimento, o resultado incremental sobre a quantidade de anunciantes ativos foi objetivamente identificado. Entretanto, ainda que tenha sido um efeito positivo, o que cabe ao gestor de comunicação da empresa ABC avaliar, e que não foi objeto desta análise, é se este resultado incremental foi satisfatório em relação ao investimento e às expectativas depositadas na ação.

Por ser uma variável de comunicação, esse resultado conversa diretamente com o capítulo sobre os efeitos de comunicação nos resultados das empresas. O resultado da variável X5 dá resposta à necessidade apresentada por Lavidge, Robert (1961) e Kumar (2012) de se identificar algum resultado mensurável a curto prazo, ainda que o efeito de comunicação ou seu objetivo principal fosse num horizonte de tempo estendido. Embora Kumar (2012) tenha argumentado sobre a complexidade de se incluir múltiplas variáveis, resultado do uso de inúmeros meios distintos utilizados pelas empresas para cumprir seus objetivos de comunicação, o método de regressão linear sugerido por Tellis (2006) e aqui aplicado parece ser uma ferramenta que pode efetivamente apoiar os gestores de marketing nessa tarefa. Mais adiante retomaremos a questão sobre os efeitos de comunicação abordados pelo autor e a ausência de outras variáveis de comunicação nos resultados.

X21 e X22 são variáveis de produto, relativas a uma *feature* que direciona os potenciais compradores para plataformas afiliadas à empresa ABC. Isso ocorre pois alguns dos anúncios presentes na empresa ABC – e que aparecem nos resultados de busca gerados por potenciais compradores - foram

criados originalmente em outras plataformas de classificados, que chamamos genericamente de afiliadas. Há um acordo entre as partes para redirecionar os potenciais compradores para a respetiva afiliada quando visitantes clicam nestes anúncios da lista de resultados. Os anunciantes passam a ter a possibilidade – mediante condições comerciais específicas da afiliada - de criar e gerenciar o(s) anúncio(s) uma única vez e apenas na plataforma afiliada, e ter o(s) mesmo(s) visível(eis) em ambas as plataformas. Trata-se de um benefício concedido ao anunciante, uma vez que estes ampliam o alcance do seu anúncio e a possibilidade de efetivar uma venda, a um preço mais vantajoso do que anunciar em cada plataforma isoladamente, e podem gerenciar todo o conteúdo e as respostas dos potenciais compradores em um único sítio. Essa estratégia é bastante explorada neste mercado dos classificados, mencionada por Balakhnin *et al*, 2015 na revisão da literatura, ao se combinar a presença de horizontais e verticais no mesmo mercado – e eventualmente num mesmo grupo empresarial - , garantindo assim a liderança em tráfego e a rentabilidade.

Conforme evidenciado pelos betas negativos associados às variáveis de produto X21 e X22, isso gera um efeito negativo sobre o total de anunciantes únicos da empresa ABC, uma vez que anunciantes que anteriormente criavam os anúncios diretamente em sua plataforma passam a fazê-lo através da afiliada. É interessante reiterar que, embora as variáveis X21 e X22 sejam de afiliadas distintas, os valores de beta foram bastante semelhantes, demonstrando um efeito semelhante de ambas na redução de quantidade de anunciantes. Para os gestores da empresa ABC, essa informação é extremamente relevante pois contribui para a avaliação se esse modelo de afiliação é efetivamente vantajoso para todas as partes, identificando numericamente a perda de anunciantes gerada em contrapartida a uma receita, proveniente desta parceria.

X13 é outra variável de produto e diz respeito a uma *feature* que mudou o processo de login dos anunciantes da empresa ABC, impondo a inserção de mais dados pessoais para conclusão do cadastro inicial. Essa alteração tinha como objetivo principal garantir a veracidade das informações inseridas e, portanto, a identidade do utilizador, aumentando assim a segurança da plataforma para compradores e vendedores. Dentre os dados mínimos que passaram a ser requeridos para a atividade de venda, inclui-se a inserção e verificação do número de telemóvel que passou a ter de ser único por utilizador. À semelhança de outras plataformas online, a verificação do número passou a ser feita através do envio de SMS que permite a confirmação de que aquela informação fornecida é verdadeira.

Essa alteração também serviu para outro propósito. Após a empresa ABC introduzir limites à quantidade de anúncios gratuitos a seus utilizadores – decisão em linha com a estratégia de monetização comumente adotada pelo setor, referida por Meffert *et al* (2015) e ilustrada na Figura 5, em que são reduzidos limites após a plataforma alcançar o “tamanho crítico” no mercado para extrair maior valor - , um efeito observado pelos gestores da empresa foi a criação de contas duplicadas, ou seja, múltiplas contas geridas pelo mesmo utilizador, como forma de manter um maior número de anúncios ativos sem

de ter que pagar pela sua colocação. Ao exigir que se tenha apenas uma conta por número de telemóvel, criou-se um mecanismo de controle da ação abusiva por parte de alguns anunciantes, o que consiste em uma barreira ao crescimento da métrica de anunciantes ativos, embora não houvesse uma queda real.

O efeito negativo esperado após a alteração no processo de login foi confirmado pelo modelo, uma vez que o  $\beta_{13}$  é também negativo. Para a empresa ABC, essa informação contribui para avaliar se os novos dados requisitados pela plataforma são mais importantes para o negócio do que a perda de anunciantes gerada pela mesma ou para a identificação de possíveis melhorias no processo, eventualmente requerendo esses dados pessoais em outro momento da *customer journey*.

As variáveis X33 e X34 referem-se à alteração do total de anúncios gratuitos que são permitidos a cada anunciante postar, no período de um mês, em determinadas categorias. No segmento dos classificados, os limites têm efeitos semelhantes às de alteração de preço, por serem uma barreira à possibilidade de listar gratuitamente, o que faz com que anunciantes profissionais ou privados que tenham mais anúncios à venda, tenham que optar por pagar para continuar a listar todos os anúncios, reduzir o volume de anúncios postados mensalmente até o limite gratuito ou abandonar a plataforma. As duas variáveis em questão referem-se à redução no número de anúncios gratuitos permitidos em distintas categorias de anúncio, e essa alteração foi aplicada no modelo como variáveis dummy que mensuram o efeito após a referida alteração de limite. Por terem seus betas negativos, concluímos que a redução do limite gratuito em ambas as categorias reduziram o volume total de anunciantes da plataforma.

Esse efeito negativo é referido brevemente por (Meffert *et al*, 2015), e diz respeito a uma fase dos classificados, ilustrado na figura 5, em que se faz necessário explorar valor e otimizar a monetização para rentabilizar o negócio. (Balakhnin, *et al* 2015) também reforça a estratégia de alteração de limite e preços como fatores importantes de rentabilização dos classificados para compensar o elevado investimento em comunicação feito pelas empresas para se atingir a liderança ou uma fatia relevante do mercado. Para os gestores da empresa ABC, mais vez, cabe avaliar se houve resultado financeiro positivo pela alteração do limite e se o mesmo compensa a perda de anunciantes na plataforma.

Concluída a sessão de discussão dos resultados por variável, observa-se que o modelo final não é apenas consistente em relação aos pressupostos e testes de hipótese demonstrados no capítulo anterior, como também é coerente com o contexto da empresa avaliada e os efeitos esperados abordados por diversos autores na revisão de literatura. A empresa ABC já atingiu sua maturidade e liderança no mercado em que atua, demonstrado no capítulo referente à evolução dos classificados online em Portugal, embora não tenha sido identificada a empresa em questão. Desde então, alinhado às principais estratégias do setor elaboradas por Merffert *et al* (2015), passou a aplicar medidas que permitissem rentabilizar a própria operação - como a aplicação de limites à postagem de anúncios gratuitos e a

imposição de fornecimento de mais dados dos seus utilizadores com o objetivo de identificar aqueles que extraem maior valor do uso da plataforma -, mas que tem efeitos restritivos ao crescimento de anunciantes ativos. Esse fator foi fortemente evidenciado pelo modelo estimado, em especial nos valores negativos da maior parte dos coeficientes  $\beta$ . Ou seja, embora muitas iniciativas tenham sido tomadas para estimular o crescimento de anunciantes ativos como comunicação e campanhas de incentivo, as mesmas não foram capazes de reverter a tendência de queda, resultante do efeito negativo gerado pelas medidas restritivas.

Outro aspeto relevante a reiterar nos resultados obtidos é que outras variáveis analisadas como variação de preço, tamanho da equipa de vendas ou o contexto competitivo não foram incluídos no modelo final, o que pode significar que efetivamente essas variáveis independentes não são relevantes para a variação de anunciantes ativos ou que seus efeitos sobre o mesmo não são lineares. Em outras palavras, algumas variáveis rejeitadas no modelo final podem sim ter gerado algum efeito sobre o total de anunciantes ativos, apenas não evidenciados pelo método escolhido. Conforme demonstrado na figura 12 da metodologia, a regressão linear correlaciona de forma linear cada uma das variáveis independentes com a variável dependente - ou seja, a variação de X tem que ter um efeito sempre proporcional em Y. Mas os efeitos das ações podem não ser sempre lineares, o que foi amplamente abordado por Tellis (2006), por exemplo, no contexto da comunicação.

A revisão da literatura introduziu os desafios de se mensurar os resultados de comunicação e apresentou os 7 efeitos que a mesma gera sobre os resultados da empresa. O efeito de forma, evidenciado por Tellis (2006), nos ajuda a compreender em que circunstâncias o método de regressão linear, que assume efeitos sempre lineares, pode não ser o mais indicado. Segundo o autor e conforme ilustrado na figura 3, o efeito mais comum da comunicação sobre o resultado das empresas é um “S”, pressupondo a necessidade de se atingir uma intensidade mínima de exposição de mídia para que o resultado comece a ser mensurável e segue um crescimento mais linear até um ponto em que se observa uma grande saturação. Nesses casos, embora possa ter cumprido plenamente com outros objetivos da organização, como aumentar lembrança de marca, reforço de posicionamento, etc, a variação na intensidade da comunicação não gera efeitos proporcionais no resultado de venda da empresa.

Esse é possivelmente o caso da empresa ABC no período estudado, dado que das 12 variáveis de comunicação avaliadas, apenas uma permaneceu no modelo final. Corrobora para esse resultado do projeto o fato de que a empresa vem reduzindo seu orçamento em comunicação nos últimos 5 anos, optando por lançar campanhas de curta duração e menor intensidade. Para confirmar essa hipótese, sugere-se que estudos complementares sejam realizados com as 11 variáveis não incluídas no modelo, como a utilização de regressões não-lineares que possam identificar outros efeitos, como o de forma e o dinâmico - ambos apresentados na revisão da literatura e assim validar se, efetivamente, estas não geraram qualquer efeito sobre os anunciantes da empresa ABC.

Outro grupo de variáveis independentes que não tem se quer uma variável no modelo final é o preço. A revisão da literatura apresentou os principais efeitos esperados da variação de preço ao resultado da empresa, mas isso não se refletiu neste estudo, contrariando a teoria de Tellis (2006). Isso pode ser reflexo do modelo de negócio dos classificados, dado que a maior parte dos anunciantes ativos da empresa ABC não paga para anunciar – bem como na maior parte dos classificados em Portugal -, beneficiando-se do limite de anúncios gratuitos. Ou seja, mesmo que haja alteração de preço dos serviços oferecidos, o grupo de anunciantes afetado pode ser tão pequeno que o efeito sobre o volume global de anunciantes é nulo ou muito reduzido para gerar um efeito mensurável pelo modelo. Por outro lado, o limite de anúncios gratuitos geram efeitos semelhantes ao preço no segmento de classificados online, conforme referido anteriormente ao comentar o resultado das variáveis X33 e X34.

## 7 CONCLUSÃO

O trabalho atingiu seu objetivo principal de investigação, identificando a relação entre as atividades de marketing e a variação de anunciantes ativos na empresa ABC, no período de fevereiro de 2018 a agosto de 2019, utilizando-se para isso de técnicas de modelagem estatística, testes de hipótese e análise de pressupostos que permitiram comprovar a sua validade. Cumpriu também seus dois objetivos específicos, ao identificar quais as variáveis do marketing-mix geraram algum efeito sobre a quantidade de anunciantes ativos na empresa ABC durante o período avaliado, determinando também a relevância de cada uma no resultado observado.

Para o meio empresarial, este trabalho cumpre o papel de auxiliar os gestores de marketing que atuam no mercado de classificados online na tomada de decisão sobre estratégias a adotar, utilizando uma abordagem flexível, que consegue se ajustar ao contexto da empresa e às variáveis que se tem disponível, e que é possível de se replicar fora do âmbito acadêmico. Para a academia, tem-se a ampliação da literatura disponível ao abordar um tema ainda pouco explorado, em que se identifica efeitos do marketing-mix em um caso real de classificados online. Dentre outras contribuições específicas, tem-se a introdução de novas variáveis que permitem expandir a discussão acadêmica sobre os feitos do marketing-mix, em especial no papel dos limites de anúncios e redes de afiliados na estratégia de crescimento e rentabilização dos classificados online.

Ainda que tenha atingido seus principais objetivos, cumpre aqui fazer uma breve sinalização sobre as limitações do estudo. Apesar de todo o cuidado tomado na fase de levantamento de dados, a fonte de dados utilizada é secundária, não havendo garantias concretas sobre a precisão e margem de erro dos dados coletados. Além disso, os resultados deste estudo são válidos apenas para a empresa ABC e nas circunstâncias analisadas. Caso haja, por exemplo, uma redução ou um aumento considerável no montante investido em comunicação, o limite de anúncios gratuitos seja diferente do aplicado ou as variações de preço sejam de outra ordem de grandeza, o estudo deixa de ser válido. Por fim, como algumas variáveis podem gerar efeitos não lineares sobre a quantidade de anunciantes ativos, tema amplamente explorado no capítulo anterior, estudos complementares podem ser necessários para validar a correlação entre ambas.

Como sugestão de estudos futuros, recomenda-se a construção de modelos de regressão específicos por categoria de anúncios da empresa, dado que algumas categorias estão em diferentes estágios de maturidade (penetração de mercado), os anunciantes de algumas delas podem ter comportamento sazonal específico e que muitas das iniciativas de marketing são direcionadas para uma categoria apenas ou um conjunto delas, mas não para a totalidade da plataforma. Também sugere-se aproveitar os *outputs* deste estudo para o cálculo de ROI (*return on investment*) de Marketing, confrontando os efeitos mensurados neste trabalho com o investimento realizado ou o seu custo de

oportunidade, além da construção de modelos preditivos de anunciantes únicos, como uma ferramenta complementar para a elaboração de planos de marketing e projeção de resultados.

## 8 REFERÊNCIAS

- Anderson, C. 2008. *Free! Why \$0,00 is the future of business*. 2008. *Wired Magazine*. Acesso em: 10 de março de 2019. Disponível na internet: <[http://www.wired.com/techbiz/it/magazine/16-03/ff\\_free?currentPage=all](http://www.wired.com/techbiz/it/magazine/16-03/ff_free?currentPage=all)>.
- Balakhnin, A.; Terry, H.; Mubayi, P.; Kondratyev, S. 2015. *Online Classifieds: Unite & conquer*. Equity research.
- Briggs, R.; Krishnan, R.; Borin, N. 2005. Integrated multichannel communication strategies: Evaluating the return on marketing objectives - the case of the 2004 Ford F-150 launch. *Journal of Interactive Marketing*, 19 (3): 81-90.
- Brooks, C. 2008. *Introductory Econometrics for Finance*. Cambridge university Press, UK.
- Coulter, K.; Sarkis, J. 2005. Development of a media selection model using the analytic network process. *International Journal of Advertising*, 24 (2): 193-216.
- Court, D.C.; Gordin, J.W.; Perrey, J. 2005. *Boosting returns on marketing investment*. California: The McKinsey Quarterly.
- Dimmick, J.; Kline, S.; Stafford, E. 2004. The gratification niches of personal e-mail and the telephone. *Communication Research*, 27 (2): 227-248.
- Donaton, S. 2004. *Madison & Vine: Why the entertainment & advertising industries must converge to survive*. New York: Mc Graw-Hill.
- Eisenhardt, K. M. 1989. *Building theories from case study research*. *Academy of Management review*, 14 (4): 532-550.
- Fang, C.; Zhang, J. & Qiu, W. 2017. Online classified advertising: a review and bibliometric analysis. *Scientometrics*, 113: 1481-1511.
- Gil, A. C. 2010. *Como elaborar projetos de pesquisa*. São Paulo: Atlas.
- Kotler, P. 1998. *Administração de marketing: análise, planejamento, implementação e controle*. São Paulo: Atlas.
- Kotler, P., Armstrong, G., Saunders, J., & Wong, V. 1999. *Principles of Marketing*. Upper Sadle River: Prentice Hall Inc.
- Kotler, P., Armstrong, G., Wong, V., & Saunders, J. 2008. *Principles of Marketing*. London: Prentice Hall.
- Kübler, R.; Pauwels, K; Yildirim, G.; Fandrich, T. 2018. App Popularity: Where in the World Are Consumers Most Sensitive to Price and User Ratings?. *Journal of Marketing*, 82 (5).

- Kumar, A. 2012. *Managing marketing mix and communications in a digital era: The role of traditional and new media in a multichannel environment*. Unpublished PhD thesis, State University of New York at Buffalo.
- Jones, S. 2009. Online Classifieds. Disponível na internet: <<http://pewinternet.org/Reports/2009/7--Online-Classifieds.aspx>>. Acesso em: 10 de março de 2019.
- Lavidge, R.; Steiner, G. (1961). A Model for predictive measurements of advertising effectiveness. *Journal of Marketing*, 25: 59-62.
- Lindon, D., Lendrevie, J., Lévy, J., Dionísio, P. e Rodrigues, J.V. 2009. *Mercator XXI: Teoria e Prática do Marketing*. Alfragide: Dom Quixote.
- McCarthy, E. J. 1978. *Basic marketing: A managerial approach*. Illinois: Homewood.
- Meffert, J., Morawiak, D., Schumacher, T. 2015. *Online classified ads: Digital, dynamic, and still evolving*. Disponível na internet: <<https://www.mckinsey.com/~media/McKinsey/Industries/Media%20and%20Entertainment/Our%20Insights/Online%20classified%20ads/Online-classified-ads.ashx>>. Acesso em: 10 de março de 2019.
- Rodrigues, M. A. S.; Chimenti, P. C. P. S.; Nogueira, A. R. R.; Vaz, L. F. H. 2014. Métricas, Mídias e Anunciantes: Discutindo a Relação. *Brazilian Journal of Marketing*, 13 (5).
- Rodrigues, M. A. S.; Chimenti, P.; Nogueira, A. R. R. 2012. O impacto das novas mídias para os anunciantes brasileiros. *Revista de Administração*, 47 (2): 249-263.
- Rust, R. T., Ambler, T., Carpenter, G., Kumar, V., & Srivastava, R. K. 2004. Measuring marketing productivity: Current knowledge and future directions. *Journal of Marketing*, 68 (4): 76-89.
- Sethuraman, R.; Tellis, G. J. (1991). An analysis of the tradeoff between advertising and pricing. *Journal of Marketing Research*, 31: 160–174.
- SimilarWeb. 2019. *Website Performance*. Disponível na internet: <<https://pro.similarweb.com>>. Acesso em: 10 de março de 2019.
- Steinberg, B. 2009. *The future of TV: we'll be ordering up our own video, ads and products on a web convergence device. But who will reap the revenue?* Advertising Age, New York. Disponível na internet: <[adage.com/article/media/future-tv/140751/](http://adage.com/article/media/future-tv/140751/) Nov. 2009>. Acesso em: 20 de março de 2019.
- Tellis, G. J. 2006. *Modeling marketing mix*. Em *Handbook of marketing research: uses, misuses and future advances*, California: Sage Publi.
- Vinícius, A. 2017. Modelos de Atribuição identificam canais mais efetivos em cada campanha. Disponível na internet: <<https://iabportugal.net/elibrary/modelos-de-atribuicao-identificam-canais-mais-efetivos-em-cada-campanha/>>. Acesso em: 10 de março de 2019.

## 9 APÊNDICE

### 9.1 ANEXO I – BASE DE DADOS COMPLETA

#### Base de dados – 1/9

Mês/ Ano	Período	Comunicação										
		Anunciantes únicos	Impren- sa	App Down- load	Performance marketing			Branding				
		Variável dependente	PR	App Down- load	Perfor- mance I	Perfor- mance II	Perfor- mance III	Campa- nhas	Campa- nha I	Campa- nha II	Campa- nha III	Campa- nha IV
Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10		
fev/18	04-10	192996	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	11-17	192121	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	18-24	193431	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	25-03	193954	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
mar/18	04-10	193903	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
	11-17	194520	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
	18-24	193811	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
	25-31	193197	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
abr/18	01-07	164833	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
	08-14	165202	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
	15-21	165358	1	22442	0	0	750	0	0	0	0	0
	22-28	165508	0	0	0	0	750	0	0	0	0	0
mai/18	29-05	165686	0	2975	0	0	0	19100	0	19100	0	0
	06-12	164131	0	2975	0	0	0	0	0	0	0	0
	13-19	163634	0	2975	0	0	0	0	0	0	0	0
	20-26	162591	0	2975	0	0	0	0	0	0	0	0
	27-02	161869	0	2975	0	0	0	0	0	0	0	0
jun/18	03-09	162010	1	0	4181	0	0	0	0	0	0	0
	10-16	161816	0	0	4181	0	0	0	0	0	0	0
	17-23	161327	0	0	4181	0	0	0	0	0	0	0
	24-30	159596	0	0	4181	0	0	0	0	0	0	0
jul/18	01-07	159028	0	0	3725	0	0	0	0	0	0	0
	08-14	157779	0	0	3725	0	0	0	0	0	0	0
	15-21	157951	0	0	3725	0	0	0	0	0	0	0
	22-28	158055	0	0	3725	0	0	0	0	0	0	0
ago/18	29-04	156635	0	0	3987	744	0	0	0	0	0	0
	05-11	155114	0	4960	3987	744	0	0	0	0	0	0
	12-18	154250	0	4960	3987	744	0	0	0	0	0	0
	19-25	154797	0	4960	3987	744	0	0	0	0	0	0
	26-01	156408	0	4960	3987	744	0	0	0	0	0	0
set/18	02-08	160727	0	4960	5047	744	0	0	0	0	0	0
	09-15	163852	0	4960	5047	744	0	0	0	0	0	0
	16-22	165257	0	4960	5047	744	0	7400	0	0	7400	0
	23-29	165077	0	4960	5047	744	0	7400	0	0	7400	0

Base de dados – 2/9

		Anúnciantes únicos	Comunicação									
			Imprensa	App Down-load	Performance marketing			Branding				
		Variável dependente	PR	App Down-load	Performance I	Performance II	Performance III	Campanhas	Campanha I	Campanha II	Campanha III	Campanha IV
Mês/Ano	Período	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
out/18	30-06	163551	0	4960	3978	744	0	10000	0	0	0	10000
	07-13	162282	0	4960	3978	744	0	10000	0	0	0	10000
	14-20	162404	0	4960	3978	744	0	0	0	0	0	0
	21-27	162124	0	4960	3978	744	0	0	0	0	0	0
	28-03	161409	0	4960	3978	744	0	0	0	0	0	0
nov/18	04-10	161557	0	4960	4474	744	0	0	0	0	0	0
	11-17	160824	0	4960	4474	744	0	0	0	0	0	0
	18-24	161469	0	0	4474	744	0	0	0	0	0	0
	25-01	161368	0	0	4474	744	0	0	0	0	0	0
dez/18	02-08	159610	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	09-15	158114	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	16-22	155109	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	23-29	149438	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
jan/19	30-05	147620	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	06-12	149897	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	13-19	151747	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	20-26	155347	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	27-02	157037	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
fev/19	03-09	156491	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	10-16	156681	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	17-23	156785	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	24-02	157012	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
mar/19	03-09	156347	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	10-16	156873	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	17-23	156881	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	24-30	156766	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
abr/19	31-06	156205	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	07-13	155491	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14-20	154473	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	21-27	153836	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
mai/19	28-04	153348	1	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0
	05-11	152375	1	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0
	12-18	151872	1	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0
	19-25	152206	1	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0
	26-01	151455	1	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0

Base de dados – 3/9

		Anunciantes únicos	Comunicação									
			Imprensa	App Down-load	Performance marketing			Branding				
		Variável dependente	PR	App Down-load	Performance I	Performance II	Performance III	Campanhas	Campanha I	Campanha II	Campanha III	Campanha IV
Mês/Ano	Período	Y	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10
jun/19	02-08	150330	0	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0
	09-15	149780	0	3506	0	0	0	25000	25000	0	0	0
	16-22	149381	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	23-29	148926	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
jul/19	30-06	148476	1	3663	988	0	0	0	0	0	0	0
	07-13	148156	0	3663	988	0	0	0	0	0	0	0
	14-20	147566	1	3663	988	0	0	0	0	0	0	0
	21-27	146835	0	3663	988	0	0	0	0	0	0	0
	28-03	146511	0	3663	2124	0	0	0	0	0	0	0
ago/19	04-10	145637	0	3663	2124	0	0	0	0	0	0	0
	11-17	144000	2	3663	2124	0	0	0	0	0	0	0
	18-24	143507	0	3663	2124	0	0	0	0	0	0	0
	25-31	143701	0	3663	2124	0	0	0	0	0	0	0

Base de dados – 4/9

Mês/ Ano	Período	Comunicação		Produto												
		Soci-al	Even-tos	Features										Bugs		
		Social	Merca-dos locais	Feature I	Feature II	Feature III	Feature IV	Feature V	Feature VI	Feature VII	Feature VIII	Feature IX	Feature X	Bug I	Bug II	Bug III
		X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22	X23	X24	X25
fev/18	04-10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	11-17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	18-24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	25-03	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
mar/18	04-10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	11-17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	18-24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	25-31	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
abr/18	01-07	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	08-14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	15-21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	22-28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
mai/18	29-05	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	06-12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	13-19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	20-26	200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	27-02	200	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
jun/18	03-09	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	10-16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	17-23	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	24-30	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
jul/18	01-07	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	08-14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	15-21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	22-28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ago/18	29-04	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	05-11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	12-18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	19-25	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	26-01	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
set/18	02-08	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	09-15	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	16-22	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	23-29	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Base de dados – 5/9

		Comunicação		Produto												
		Soci-al	Even-tos	Features										Bugs		
		Social	Merca-dos locais	Feature I	Feature II	Feature III	Feature IV	Feature V	Feature VI	Feature VII	Feature VIII	Feature IX	Feature X	Bug I	Bug II	Bug III
Mês/Ano	Período	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22	X23	X24	X25
out/18	30'-06	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	07-13	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	14-20	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	21-27	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	28-03	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
nov/18	04-10	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	11-17	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	18-24	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	25-01	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
dez/18	02-08	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	09-15	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	16-22	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	23-29	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
jan/19	30-05	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0
	06-12	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	13-19	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	20-26	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	27-02	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
fev/19	03-09	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	10-16	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	17-23	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	24-02	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
mar/19	03-09	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	10-16	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	17-23	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	1
	24-30	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
abr/19	31-06	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
	07-13	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
	14-20	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
	21-27	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
mai/19	28-04	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
	05-11	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
	12-18	0	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1	0	0	0	1
	19-25	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1
	26-01	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	0	0	1	1

Base de dados – 6/9

		Comunicação		Produto													
		Soci-al	Even-tos	Features										Bugs			
		Social	Merca-dos locais	Feature I	Feature II	Feature III	Feature IV	Feature V	Feature VI	Feature VII	Feature VIII	Feature IX	Feature X	Bug I	Bug II	Bug III	
Mês/Ano	Período	X11	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22	X23	X24	X25	
jun/19	02-08	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1
	09-15	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	1	1
	16-22	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1
	23-29	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	1
jul/19	30-06	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0
	07-13	0	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0
	14-20	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0
	21-27	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0
28-03	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0	0	0	
ago/19	04-10	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
	11-17	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
	18-24	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
	25-31	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0

Base de dados – 7/9

Mês/ Ano	Período	Preço						Outros								
		Campanhas de Desconto		Campanhas de Incentivo			Preço		Limites				Equipa de Vendas		Concorrência	
		Desconto	Desconto	Incentivo I	Incentivo II	Incentivo III	Preço I	Preço II	Limite I	Limite II	Limite temporário I	Limite temporário II	Equipa de Vendas I	Equipa de Vendas II	Anunciante Concorrente	Anúncios Concorrente
X26	X27	X28	X29	X30	X31	X32	X33	X34	X35	X36	X37	X38	X39	X40		
fev/18	04-10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	24332	64064
	11-17	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	40879	114134
	18-24	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	57427	164203
	25-03	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	73974	214272
mar/18	04-10	1	50000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	75029	218323
	11-17	1	12000	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	76084	222374
	18-24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	8	77138	226424
	25-31	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	78193	230475
abr/18	01-07	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	75281	218368
	08-14	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	72370	206261
	15-21	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	5	8	69458	194154
	22-28	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	66546	182047
mai/18	29-05	1	100000	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	73390	200323
	06-12	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	80234	218599
	13-19	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	5	8	87077	236874
	20-26	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	93921	255150
	27-02	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	100765	273426
jun/18	03-09	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	95022	262109
	10-16	1	4800000	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	89278	250791
	17-23	1	160000	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	83535	239474
	24-30	1	160000	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	77791	228156
jul/18	01-07	1	530000	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	76966	224720
	08-14	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	76142	221284
	15-21	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	75317	217848
	22-28	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	74492	214412
ago/18	29-04	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	76356	221371
	05-11	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0	5	8	78220	228330
	12-18	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	80083	235288
	19-25	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	81947	242247
	26-01	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	83811	249206
set/18	02-08	1	1000000	0	0	1	1	0	1	1	0	0	5	8	84987	252527
	09-15	0	0	0	0	0	1	0	1	1	1	0	5	8	86163	255847
	16-22	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	87338	259168
	23-29	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	88514	262488

Base de dados – 8/9

		Preço						Outros								
		Campanhas de Desconto		Campanhas de Incentivo			Preço		Limites				Equipa de Vendas		Concorrência	
		Desconto	Desconto	Incentivo I	Incentivo II	Incentivo III	Preço I	Preço II	Limite I	Limite II	Limite temporário I	Limite temporário II	Equipa de Vendas I	Equipa de Vendas II	Anunciantes Concorrente	Anúncios Concorrente
Mês/Ano	Período	X26	X27	X28	X29	X30	X31	X32	X33	X34	X35	X36	X37	X38	X39	X40
out/18	30'-06	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	84805	246647
	07-13	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	81097	230807
	14-20	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	77388	214966
	21-27	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	73680	199126
	28-03	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	1	5	8	69971	183285
nov/18	04-10	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	76703	215324
	11-17	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	83436	247363
	18-24	1	2100000	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	90168	279402
	25-01	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	96900	311441
dez/18	02-08	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	94344	300340
	09-15	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	91788	289238
	16-22	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	89232	278137
	23-29	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	86676	267035
jan/19	30-05	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	88983	276635
	06-12	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	91290	286235
	13-19	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	93596	295834
	20-26	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	95903	305434
	27-02	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	98210	315034
fev/19	03-09	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	97904	320303
	10-16	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	97597	325573
	17-23	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	97291	330842
	24-02	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	96984	336111
mar/19	03-09	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	96786	341788
	10-16	1	1000000	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	96587	347465
	17-23	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	96389	353141
	24-30	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	96190	358818
abr/19	31-06	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	101418	383154
	07-13	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	106646	407490
	14-20	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	111874	431826
	21-27	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	117102	456162
mai/19	28-04	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	117174	452390
	05-11	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	117247	448618
	12-18	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	117319	444847
	19-25	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	117392	441075
	26-01	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	5	8	117464	437303

Base de dados – 9/9

Mês/ Ano	Período	Preço						Outros								
		Campanhas de Desconto		Campanhas de Incentivo			Preço		Limites				Equipa de Vendas		Concorrência	
		Desconto	Desconto	Incentivo I	Incentivo II	Incentivo III	Preço I	Preço II	Limite I	Limite II	Limite temporário I	Limite temporário II	Equipa de Vendas I	Equipa de Vendas II	Anunciante Concorrente	Anúncios Concorrente
X26	X27	X28	X29	X30	X31	X32	X33	X34	X35	X36	X37	X38	X39	X40		
jun/19	02-08	1	720000	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	119157	436685
	09-15	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	120851	436068
	16-22	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	122544	435450
	23-29	1	10000	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	124237	434832
jul/19	30-06	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	126530	443109
	07-13	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	128823	451385
	14-20	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	131117	459662
	21-27	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	133410	467938
	28-03	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	135703	476215
ago/19	04-10	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	134767	464228
	11-17	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	133832	452241
	18-24	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	132896	440254
	25-31	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0	5	8	131960	428267

## 9.2 ANEXO II - CÓDIGO-BASE UTILIZADO PARA A MODELAGEM DE DADOS

##### Código-base #####

# Packages that are responsible for connecting the database and extracting the information

```
library(data.table)
library(DBI)
library(RSQLite)
library(lmtest) # More advanced hypothesis testing tools
library(tseries)
library(forecast)# Time series package
library(ggplot2)
```

#read data:

```
data1 <-
read.csv('C:/Users/julia.rizzi/Desktop/Julia/ISCTE/Mestrado/Calculo/Bases/Julia4.csv')
```

# observe the first lines of the data base

```
head(data1)
```

# Time Series representations

```
ts.plot(data1$Aldesk)
ts.plot(data1$X5)
ts.plot(data1$X13)
ts.plot(data1$X21)
ts.plot(data1$X22)
ts.plot(data1$X33)
ts.plot(data1$X34)
```

# scatter plot for a pair of variables

```
scatter.smooth(x=data1$X5, y=data1$Aldesk, main="Var X5 ~ Anunciantes Únicos")
scatter.smooth(x=data1$X13, y=data1$Aldesk, main="Var X13 ~ Anunciantes Únicos")
scatter.smooth(x=data1$X21, y=data1$Aldesk, main="Var X21 ~ Anunciantes Únicos")
scatter.smooth(x=data1$X22, y=data1$Aldesk, main="Var X22 ~ Anunciantes Únicos")
scatter.smooth(x=data1$X33, y=data1$Aldesk, main="Var X33 ~ Anunciantes Únicos")
scatter.smooth(x=data1$X34, y=data1$Aldesk, main="Var X34 ~ Anunciantes Únicos")
```

# correlation coefficient (Pearson) for a pair of variables

```
cor(x=data1$X1, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X2, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X3, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X4, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X5, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X6, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X7, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X8, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X9, y=data1$Aldesk)
```

```
cor(x=data1$X10, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X11, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X12, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X13, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X14, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X15, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X16, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X17, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X18, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X19, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X20, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X21, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X22, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X23, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X24, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X25, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X26, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X27, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X28, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X29, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X30, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X31, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X32, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X33, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X34, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X35, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X36, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X37, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X38, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X39, y=data1$Aldesk)
cor(x=data1$X40, y=data1$Aldesk)

# reduce the data table
my_data <- data1[, c(2,7,15,23,24,35,36)]

# scatter plot for all pairs of all variables in my_data
pairs(my_data, pch = 19)

# correlation matrix
corMatrix <- cor(my_data)
round(corMatrix,2)

# correlation matrix in several representations
library(corrplot)
corrplot(corMatrix, method="circle", sig.level = 0.01)
corrplot(corMatrix, method="number")
```

```
library("PerformanceAnalytics")
chart.Correlation(my_data, histogram = TRUE, pch = 19)

# identify if there is seasonality
tsData <- data1[, 2]
decomposedRes <- decompose(tsData, type="additive") # use type = "additive" for additive
components
plot (decomposedRes) # see plot below
stlRes <- stl(tsData, s.window = "periodic")

# define first regression model
model1 <- lm(Aldesk ~ X5 + X13 + X21 + X22 + X33 + X34, data=data1)
model1

# regression output
summary(model1)

# Akaike and Schwartz information criteria: lower values of AIC and BIC indicate better
model (help to choose the better model between 2 models)
AIC(model1)
BIC(model1)

# define the residuals
residuals <- resid(model1)

# Residual assumption (the main 4 assumption)

# 1. mean of residuals is zero
mean(residuals)

# 2. the Breusch-Pagan Test. H0: Homoscedasticity. The errors have constant variance about
the true model.
bptest(model1)

# 3. Breusch-Godfrey test:residuals are not autocorrelated (are independent)
bgtest(model1)

# 4. normality of residuals: jarque-Bera test H0: normality
library(fBasics)
jarqueberaTest(residuals)

# check graphically the normality (histogram)
hist(residuals)

# check residuals graphically
layout(matrix(c(1,2,3,4),2,2)) # optional 4 graphs/page
plot(model1)
```

```
# predicted values
```

```
fit=fitted(model1) # predicted values  
plot(fit,data1$Aldesk)
```

```
# Actual values and fitted values
```

```
tsDate = seq.int(1, 82)  
plot(tsDate, data1$Aldesk, col="blue", type="l", ylab = "True value")  
par(new=TRUE)  
plot(tsDate, fit, col="red", type="l",xaxt = "n", yaxt = "n", ylab = "", xlab = "")  
mtext("Predicted value",side = 4, line = 3)  
mtext("True and Predicted value")  
axis(side = 4)
```

```
bptest(model1)
```

```
bgtest(model1)
```

```
library(fBasics)
```

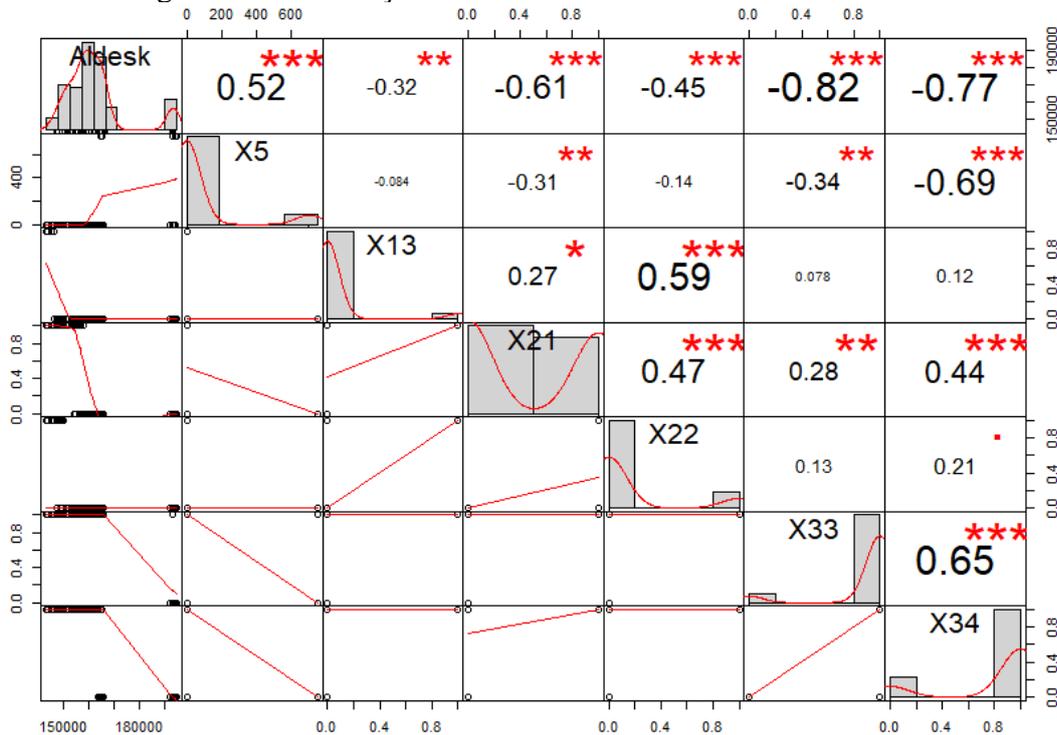
```
jarqueberaTest(residuals)
```

### 9.3 ANEXO III – PRINCIPAIS OUTPUTS DO MODELO

#### 9.3.1 Coeficiente de correlação entre as variáveis independentes e a variável dependentes

Variáveis testadas	Coeficiente de relação
X1 ~ Y	-0,2253176
X2 ~ Y	-0,145725
X3 ~ Y	-0,08753024
X4 ~ Y	0,01891214
X5 ~ Y	0,5166949
X6 ~ Y	-0,1659638
X7 ~ Y	-0,2080342
X8 ~ Y	0,05039989
X9 ~ Y	0,06509957
X10 ~ Y	0,03639064
X11 ~ Y	0,02763317
X12 ~ Y	0
X13 ~ Y	-0,3164612
X14 ~ Y	-0,5986407
X15 ~ Y	-0,6005328
X16 ~ Y	-0,5065531
X17 ~ Y	-0,5051304
X18 ~ Y	-0,4695252
X19 ~ Y	-0,3615894
X20 ~ Y	-0,2896347
X21 ~ Y	-0,6120834
X22 ~ Y	-0,4526292
X23 ~ Y	-0,2896347
X24 ~ Y	-0,1500244
X25 ~ Y	-0,3292553
X26 ~ Y	0,1487492
X27 ~ Y	0,006559098
X28 ~ Y	0,4172991
X29 ~ Y	0,04745953
X30 ~ Y	0,005944987
X31 ~ Y	-0,6162305
X32 ~ Y	-0,4526292
X33 ~ Y	-0,8249747
X34 ~ Y	-0,7668737
X35 ~ Y	0,03395901
X36 ~ Y	0,01205877
X37 ~ Y	0
X38 ~ Y	0
X39 ~ Y	-0,7216952
X40 ~ Y	-0,6805825

9.3.2. Histograma de Correlação das variáveis utilizadas no modelo final:



9.3.3. Resultado do modelo escolhido

```
Call:
lm(formula = Aldesk ~ x5 + x13 + x21 + x22 + x33 + x34, data = data1)

Coefficients:
(Intercept)          x5          x13          x21          x22          x33          x34
 191920.25         5.02      -4010.05      -5994.00      -5694.99     -25829.59     -5720.42

> summary(model1)

Call:
lm(formula = Aldesk ~ x5 + x13 + x21 + x22 + x33 + x34, data = data1)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-6756.2 -1990.8   300.8  1810.0 23341.6

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 191920.254  1694.918  113.233 < 2e-16 ***
x5           5.020     2.708    1.854 0.067724 .
x13        -4010.050  2193.593  -1.828 0.071515 .
x21        -5994.001  1050.128  -5.708 2.16e-07 ***
x22        -5694.990  1562.991  -3.644 0.000493 ***
x33        -25829.592  2031.002 -12.718 < 2e-16 ***
x34        -5720.420   1993.130  -2.870 0.005330 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 3848 on 75 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.9119,    Adjusted R-squared:  0.9048
F-statistic: 129.3 on 6 and 75 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

#### 9.3.4. Teste T

##### **Teste T da variável X5:**

$$\begin{array}{l} \boxed{H_0: \beta_5 = 0} \\ H_1: \beta_5 \neq 0 \end{array} \longrightarrow \beta_5 \text{ não influencia o modelo}$$

Dado que:

$$\alpha = 0.05$$

$$p\text{-value} \approx 0.067724 > 0.05$$

Não se rejeita a hipótese nula:  $\beta_5 = 0$  para um nível de significância de 5%, isto é, existe evidência estatística em como X5 não influencia a quantidade de anunciantes ativos. Contudo, para um nível de significância de 10% a variável passa a ser estatisticamente significativa.

##### **Teste T da variável X21:**

$$\begin{array}{l} \boxed{H_0: \beta_{21} = 0} \\ H_1: \beta_{21} \neq 0 \end{array} \longrightarrow \beta_{21} \text{ não influencia o modelo}$$

Dado que:

$$\alpha = 0.05$$

$$p\text{-value} \approx 2.16e-07 < 0.05$$

Rejeita-se  $H_0: \beta_{21} = 0$ . Isto é, para um nível de significância de 5%, existe evidência estatística em como X21 influencia a quantidade de anunciantes ativos.

##### **Teste T da variável X22:**

$$\begin{array}{l} \boxed{H_0: \beta_{22} = 0} \\ H_1: \beta_{22} \neq 0 \end{array} \longrightarrow \beta_{22} \text{ não influencia o modelo}$$

Dado que:

$$\alpha = 0.05$$

$$p\text{-value} \approx 0.000493 < 0.05$$

Rejeita-se  $H_0: \beta_{22} = 0$ . Isto é, para um nível de significância de 5%, existe evidência estatística em como X22 influencia a quantidade de anunciantes ativos.

**Teste T da variável X13:**

$$\begin{cases} H_0: \beta_{13} = 0 \\ H_1: \beta_{13} \neq 0 \end{cases} \longrightarrow \beta_{13} \text{ não influencia o modelo}$$

Dado que:

$$\alpha = 0.05$$

$$p\text{-value} \approx 0.071515 > 0.05$$

Não se rejeita  $H_0: \beta_{13} = 0$ . Isto é, para um nível de significância de 5%, existe evidência estatística em como X13 não influencia a quantidade de anunciantes ativos, mas, para um nível de significância de 10% a variável passa a ser estatisticamente significativa.

**Teste T da variável X33:**

$$\begin{cases} H_0: \beta_{33} = 0 \\ H_1: \beta_{33} \neq 0 \end{cases} \longrightarrow \beta_{33} \text{ não influencia o modelo}$$

Dado que:

$$\alpha = 0.05$$

$$p\text{-value} \approx 2e-16 < 0.05$$

Rejeita-se  $H_0: \beta_{33} = 0$ . Isto é, para um nível de significância de 5%, existe evidência estatística em como X33 influencia a quantidade de anunciantes ativos.

**Teste T da variável X34:**

$$\begin{cases} H_0: \beta_{34} = 0 \\ H_1: \beta_{34} \neq 0 \end{cases} \longrightarrow \beta_{34} \text{ não influencia o modelo}$$

Dado que:

$$\alpha = 0.05$$

$$p\text{-value} \approx 0.005330 < 0.05$$

Rejeita-se  $H_0: \beta_{34} = 0$ . Isto é, para um nível de significância de 5%, existe evidência estatística em como X34 influencia a quantidade de anunciantes ativos.

### 9.3.5. Validações do modelo

```
> AIC(model1)
[1] 1595.252
> BIC(model1)
[1] 1614.506
> residuals <- resid(model1)
> mean(residuals)
[1] 1.792333e-14
> bptest(model1)

        studentized Breusch-Pagan test

data:  model1
BP = 15.368, df = 6, p-value = 0.01758

> bgtest(model1)

        Breusch-Godfrey test for serial correlation of order up to 1

data:  model1
LM test = 4.7552, df = 1, p-value = 0.02921

> library(fBasics)
> jarqueberaTest(residuals)

Title:
Jarque - Bera Normalality Test

Test Results:
STATISTIC:
X-squared: 1150.7219
P VALUE:
Asymptotic p value: < 2.2e-16
```