

ÁREA TEMÁTICA: MARKETING
A UTILIZAÇÃO DO LIFETIME VALUE (LTV) PARA ANALISAR O
RETORNO DE CAMPANHAS DE MARKETING DIGITAL

RESUMO

Este estudo aborda a imprecisão na avaliação da eficiência de campanhas de marketing, tendo analisado as diferenças entre Lifetime Value (LTV) e o público-alvo das campanhas de marketing atuais de uma empresa de telecomunicações. O LTV foi utilizado para calcular o retorno de diferentes campanhas de marketing, mostrando que é possível utilizar dados que a empresa já possui em seu banco de dados para avaliar a eficiência dessas campanhas. Com isso a empresa poderia direcionar melhor seus investimentos em campanhas futuras. Os resultados oferecem insights para empreendedores, principalmente aqueles que possuem negócios com modelo de receita recorrente e para agências de marketing otimizarem seus investimentos ao focar nos perfis de maior LTV.

Palavras-chave: Valor vitalício do cliente (LTV), Custo de aquisição de cliente (CAC), Marketing digital, Eficácia em campanhas, Segmentação RFM

1 INTRODUÇÃO

O marketing passou por transformações significativas desde seu surgimento no início do século XX, evoluindo de estratégias massificadas para abordagens cada vez mais personalizadas. Com o advento da internet nos anos 1990, consolidou-se o marketing digital, que alterou a dinâmica entre empresas e clientes ao permitir interações diretas, mensuração em tempo real e segmentação avançada (Kotler & Keller, 2021). A presença digital, mesmo quando se trata de uma marca ainda em desenvolvimento, traz muitos benefícios aos empreendedores, por servir de vitrine para as empresas e facilitar a atração de novos clientes com baixo investimento (Julio et al., 2019).

Nesse contexto, um dos principais desafios das empresas é alocar recursos de marketing digital de forma eficaz, direcionando esforços para os clientes com maior potencial de valor. Segundo EISENMANN, (2022) “fundadores de startups com *valuation* baixo tinham muito mais probabilidade de dizer que gastaram demais para gerar demanda”, deixando claro a preocupação dos empreendedores em mostrar o retorno sobre os investimentos em marketing.

Para mensurar a eficácia de estratégias de marketing digital, destacam-se os indicadores agregados, que oferecem às empresas uma visão holística de desempenho, subsidiando decisões estratégicas com maior precisão (Losada, 2020). Entre esses indicadores, o Lifetime Value (LTV) e o Custo de Aquisição do Cliente (CAC) são métricas conhecidas, por permitirem uma análise individualizada do valor gerado por cada cliente, especialmente em ambientes digitais, onde métricas tradicionais (ex.: margem de contribuição) mostram limitações (Losada, 2020). Como demonstram KUMAR e REINARTZ (2006), o uso desses indicadores permite à empresa segmentar seus clientes de modo a ordená-los por LTV com base nas contribuições individuais de cada um aos seus lucros. Essa abordagem é essencial em contextos de alta competitividade, onde a alocação eficiente de recursos depende da identificação de clientes prioritários (Kanchanapoom & Chongwatpol, 2024).

Neste sentido, o objetivo desse estudo é analisar a possibilidade de utilizar o LTV como ferramenta para mensurar o retorno de campanhas de marketing digital em uma empresa de médio porte do segmento de telecomunicações.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Lifetime Value (LTV)

O LTV representa o valor total estimado que um cliente gera para a empresa durante todo o relacionamento comercial, calculado como o valor presente líquido dos fluxos de caixa futuros associados a esse cliente (Hughes, 2006). Em outras palavras, é a quantia que a empresa pode esperar lucrar de cada cliente ao longo do tempo.

O LTV é uma métrica importante por incorporar o valor futuro dos clientes, estimulando as empresas a pensarem menos no curto prazo e mais no relacionamento com os clientes. Além disso, conceitualmente representa um limite superior ao que pode ser gasto na obtenção de novos clientes impactando na sustentabilidade do negócio, já que, se a empresa tem um custo para adquirir clientes (CAC) maior que o valor de vida do cliente (LTV), a estratégia adotada deve se tornar um fracasso (Ferris et al., 2013).

Para o cálculo do LTV, LOSADA, (2020) apresenta o uso da seguinte fórmula:

$$LTV = \sum \frac{M \cdot R}{(1+i)^n} - CAC, \text{ onde:}$$

M = Margem ou lucro esperado de cada cliente por ano;

R = Taxa de retenção de clientes;

i = Taxa de desconto, custo de capital da empresa;

CAC = Custo de aquisição de clientes;

n = Períodos.

Esse modelo de cálculo é útil para calcular o LTV de um único cliente específico, mas torna-se exaustivo e desnecessário quando busca-se resumir os dados de clientes recentemente adquiridos em um único indicador. Matematicamente, não faz sentido estimar e descontar fluxos de caixa trazidos pelos clientes num horizonte muito grande de tempo, pois o valor dos fluxos futuros mais distantes tende a R\$0,00, portanto é possível, por simplificação, reorganizar a fórmula para incorporar, de uma vez, todos os fluxos de caixa que o cliente gera em seu tempo de vida, da seguinte forma:

$$LTV = \frac{M \cdot R}{1 + i - R} - CAC$$

2.2 Custo de aquisição de cliente (CAC)

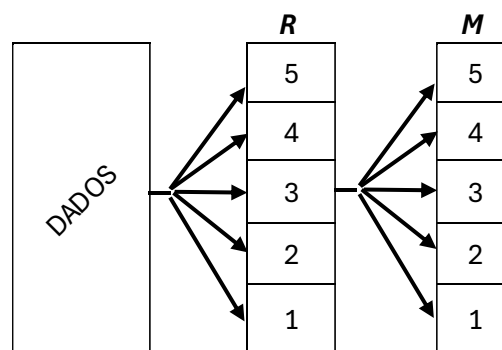
O custo de aquisição de cliente, é o esforço financeiro demandado do negócio para se obter novos clientes. Uma forma de calcular o CAC consiste em somar todos os esforços financeiros de marketing e vendas e dividir o valor pelo número total de novos clientes que efetivamente compraram da empresa a cada ano. (Hughes, 2006; Losada, 2020). HUGHES, (2006) argumenta que o CAC pode direcionar toda sua estratégia de marketing, uma vez que o valor investido em retenção, é mais rentável que o investimento em aquisição e, a melhor forma de descobrir esses valores é calculando o LTV.

2.3 Classificação baseada em LTV

Em *database marketing* é comum o uso da técnica de classificação RFM onde “R” significa recenticidade, medida por dias da última compra, o “F” significa frequência de compras e o “M” significa valor monetário. Com a introdução do conceito de LTV, a segmentação RFM transformou-se em RM apenas, com “M” sendo substituído pelo valor do LTV do cliente, que considera não apenas o que foi gasto mas também o valor do dinheiro no tempo (Beulke & Bertó, 2009; Carreira, 2011; Cavique, 2003).

Para esse modelo de classificação é usual dividir a base dados em cinco partes, chamadas de células, onde cada quintil ordenado representa a posição do cliente naquele atributo. Por exemplo, digamos que um cliente tenha feito a compra mais recente e tenha o maior LTV da base, então ele será classificado como 5.5 enquanto um cliente 1.1 é um cliente que além de não comprar há muito tempo, também tem LTV baixo. Na Figura 1 é apresentado um exemplo de classificação por células RM:

Figura 1 – Exemplo de classificação RM



Fonte: CARREIRA (2011).

Como sugere CAVIQUE, (2003), após encontrar quantas células RM usar, é possível construir uma matriz RM, especialmente útil ao se construir estratégias de campanhas personalizadas aos clientes que se deseja como alvo e medir o sucesso da campanha através do ROI, discutido mais adiante. Apesar da matriz ser dividida em quadrantes, é importante sempre lembrar que o posicionamento de clientes no plano cartesiano da matriz é dinâmico, revelando oportunidades de marketing em clientes com posicionamentos intermediários. Por exemplo, um cliente que se localiza entre um LTV baixo e alto, ou um cliente que se localiza no meio da matriz. A Figura 2 mostra o esquema geral da matriz RM adaptada ao LTV.

Fonte: elaborado pelo autor, adaptado de CAVIQUE (2003)

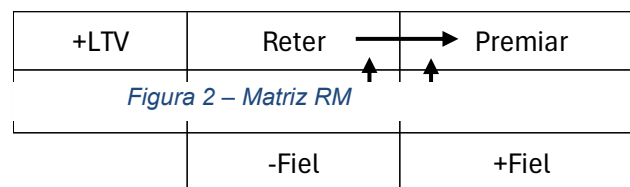


Figura 2 – Matriz RM

2.4 Relação do LTV com o ROI

LOSADA, (2020) sugere que uma forma eficaz de se medir o sucesso do relacionamento com os clientes é por meio do Retorno sobre o Investimento (*ROI – Return on Investment*). É possível calcular um valor confiável de ROI usando LTV e CAC, como segue:

$$ROI = \frac{LTV}{CAC}$$

Se o ROI for superior a 1,0 significa que um cliente retornou mais valor à empresa do que a empresa gastou para consegui-lo. Inversamente, um ROI inferior a 1,0 significa que aquele cliente custou mais do que retornou.

3 METODOLOGIA

Este trabalho caracteriza-se como um estudo de caso com propósito explicativo, que pode ser definido como “estudos que ao utilizar os processos de pesquisa quantitativa, qualitativa ou mista, analisam profundamente uma unidade para responder a formulação do problema, testar hipóteses e desenvolver alguma teoria” (Sampieri et al., 2013).

A empresa selecionada é um importante player no setor de telecomunicações na região metropolitana de São Paulo, com clientes distribuídos por Guarulhos, São Paulo capital, e ABC paulista, oferecendo principalmente serviços de telefonia como planos de dados móveis pré-pagos e pós-pagos, uma variedade de serviços de internet como banda larga e fibra óptica e alguns outros serviços mais específicos conforme demanda do cliente. Trata-se, portanto, de uma empresa de médio porte e modelo de receitas recorrentes.

A empresa autorizou o uso do seu banco de dados de marketing para realização das pesquisas. Esse banco possuía o histórico de atividades dos clientes e registros detalhados das campanhas de marketing. Foi assinado um termo de confidencialidade entre empresa e pesquisadores e os dados foram todos anonimizados. Com os dados disponíveis e antes da análise, foi feita a extração dos dados de interesse, a transformação e o carregamento para um banco de dados num servidor PostgreSQL. Os dados utilizados foram Ticket Médio dos clientes, Frequência de compras e Taxa de retenção dos clientes.

O objetivo da análise é verificar a existência de diferenças estatísticas significativas entre os clientes captados por diferentes campanhas de marketing, identificando a campanha com melhor performance com base no LTV projetado, e comparar o LTV projetado desses clientes com a média global da base.

Para comparar o LTV médio entre os grupos, foi usado o método de análise de variância de um fator (one factor ANOVA) com permutação, já que se adequa melhor a amostras com tamanhos desiguais.

A análise dos dados foi conduzida em três etapas principais. Primeiro foi feito o pré processamento, no qual ocorreram a limpeza (tratamento de valores ausentes e inconsistentes- *missing values* e nulos) da base, a normalização de variáveis e a codificação (variáveis categóricas). Em seguida foi feito o cálculo do LTV utilizando a fórmula adaptada de LOSADA (2020) e, por fim, uma matriz RM para identificar os clientes ideais.

Para comparar os grupos, foi realizado um teste de hipóteses com ANOVA de um fator com permutação. Complementarmente, foi feita análise de churn para entender a taxa de perda de clientes em cada grupo por coortes. As ferramentas utilizadas foram open source e gratuitas. Foi utilizado o KNIME Analytics Platform para

ETL; o R para análises estatísticas e o Metabase, software de BI e visualização de dados.

Descrição dos dados cedidos pela empresa

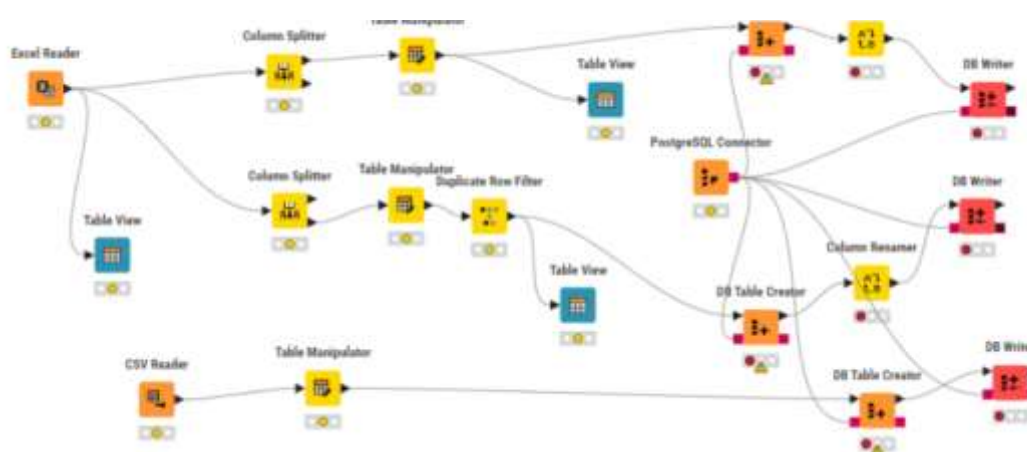
A empresa concordou em ceder uma amostra dos dados hospedados em seu banco de dados, num arquivo de texto separado por vírgulas (CSV) que continham os seguintes dados: ID do cliente; ID do plano contratado; Descrição do plano; Data de ativação do contrato; Data de cancelamento do contrato (caso o cliente não esteja mais ativo); Valor do plano mensal; Bairro de residência do cliente; Tipo de plano (internet, telefonia, serviços diversos); ID da campanha (identificando se aquele cliente chegou através de uma campanha específica de marketing).

A amostra contém clientes adquiridos a partir do ano de 2022, totalizando 6.802 clientes, sendo 6.058 planos distintos. Para simplificação, cada ID de plano distinto foi tratado como um cliente, evitando superestimar a receita de um plano que pode conter mais de um cliente.

Extração, transformação e carregamento (ETL)

Em posse do arquivo base disponibilizado pela empresa, foi criado um fluxo de comandos na ferramenta KNIME Analytics Platform para criar um banco de dados local no PostgreSQL, facilitando a consulta e relacionamento entre tabelas com comandos SQL no Metabase e no R. Esse fluxo é apresentado na Figura 3.

Figura 3 - Fluxo de dados para ETL no KNIME Analytics Platform



Fonte: elaborado pelo autor

O fluxo apresentado realiza a leitura de uma planilha em Excel ou CSV, trata os dados para eliminar duplicidades e organiza as informações de forma consistente, mantendo a associação correta entre clientes e planos. Em seguida, os dados são

armazenados em um banco de dados PostgreSQL, resultando em uma base limpa e estruturada, adequada para as análises posteriores.

4 ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Tempo de vida do contrato

Para o cálculo do LTV médio, primeiramente foi encontrado o tempo de vida de cada contrato, em meses, pela diferença entre a data de cancelamento e a data de ativação de cada contrato. O cálculo inclui também os contratos ativos, usando como “data de cancelamento” a data do dia que foram recebidos os dados, pois os clientes ativos são os principais fatores de receitas para o negócio.

Custo de capital próprio

Para o desconto de fluxos de caixa seguindo o modelo de LOSADA (2020), é necessário uma taxa de desconto que incorpore os riscos associados a manutenção dos negócios da empresa e/ou uma taxa mínima de retorno exigida pelos diretores/sócios para investimentos.

O primeiro objetivo do negócio enquanto empresa é apurar a capacidade de gerar riqueza aos sócios a uma taxa superior ou igual a taxa mínima de atratividade (Assaf Neto, 2019), representando o ganho mínimo necessário para aprovar um investimento. Nesse contexto, usado para avaliar o retorno de uma unidade de cliente.

Existem na literatura diversas formas de se estimar o custo de capital próprio, porém um método muito utilizado e bem difundido é o modelo de precificação de ativos (*CAPM – Capital Asset Pricing Model*), que tem fundamentação econômica. Sua formulação é apresentada como segue:

$$Ke = Rf + \beta(Rm - Rf)$$

Onde:

Ke = custo de capital próprio;

Rf = taxa livre de risco (*risk free*);

β = coeficiente de variação do setor em relação ao mercado;

Rm = retorno de mercado.

A fórmula então parte de uma taxa livre de risco, somada a variação de mercado do setor multiplicado pelo risco de mercado (retorno de mercado subtraído da taxa livre de risco), em resumo:

Custo de capital próprio

$$= \text{Taxa risk free} + \text{Prêmio de risco de mercado} \\ + \text{Risco da empresa em relação ao mercado}$$

Como a teoria em torno da taxa livre de risco admite que o investidor possa negociar o título que remunera essa taxa no mercado secundário sem um ágil ou deságio em seu preço, podemos assumir como *risk free* a taxa básica de juros de nossa economia, a taxa SELIC, que na data do presente estudo remunera os títulos públicos federais a taxa de 14,25% a.a.

O prêmio pelo risco de mercado e o risco da empresa foram retirados dos indicadores disponíveis no site do Instituto Assaf, dedicado ao cálculo de indicadores econômicos e empresariais. Para o setor de telecomunicações, do qual faz parte a empresa deste estudo, o valor foi calculado em 4,36%. Portanto:

$$\text{Custo de capital próprio} = 14,25\% + 4,36\% = 18,61\% \text{ a. a.}$$

Como foi calculado o tempo de vida dos contratos em base mensal, é necessário converter o custo de capital próprio a bases mensais. O resultado é a média geométrica da taxa anual:

$$\text{Custo de capital próprio mensal} = (1 + 0,1861)^{\frac{1}{12}} = 1,43\% \text{ a. m.}$$

Fator de desconto

Com o tempo de vida de cada contrato e o custo de capital próprio é possível seguir para o cálculo do fator de desconto de cada contrato, como na fórmula de LOSADA (2020) apresentada anteriormente:

$$LTV = (M * R) * \left(\frac{1}{(1 + i)^n} \right) - CAC$$

No qual $1/(1 + i)^n$ é o fator de desconto, que representa o valor presente líquido de uma unidade de caixa gerado por um cliente com um tempo de contrato n (LOSADA, 2020).

Cálculo do LTV individual de cada cliente

Possuindo o tempo de vida do contrato, o valor do plano que a empresa recebe mensalmente (não foram fornecidos dados de margem do valor do plano por tipo de produto, portanto será usado o valor total do plano), o custo de capital próprio mensal e o fator de desconto foi calculado o LTV dos clientes individualmente. Por exemplo, supondo que um cliente permaneceu 18 meses com contrato ativo e o valor de seu

plano era de R\$79,90 mensais, seu LTV bruto (sem descontar custos de aquisição) será de:

$$LTV = (79,90 * 18) * \frac{1}{(1 + 0,0143)^{18}} = R\$1.113,84$$

Cálculo do LTV médio global dos clientes

Possuindo o LTV individual de cada cliente, o LTV médio é obtido somando todos os LTV's individuais e dividindo essa soma pelo número de contratos totais, ativos mais inativos, visto que, apesar de haver clientes que não estão mais contribuindo para as receitas da companhia, a contribuição passada existiu e foi usada para novos investimentos ou outras aplicações estratégicas. Os cálculos resultam num LTV bruto médio de:

$$LTV \text{ Bruto Médio Global} = R\$1.286,67$$

Esse valor indica que, na média, um cliente gera de receita bruta para a empresa, em todo seu tempo de vida, um valor de R\$1.286,67.

Cálculo do churn e retenção médios

O cálculo para o LTV de campanhas se diferencia dos demais porque os clientes foram adquiridos recentemente (menos de um ano na base), portanto não há um dado confiável da variável “tempo de vida do contrato” para usar no cálculo. No entanto, como demonstrou LOSADA (2020), é possível projetar o LTV desses clientes com base na taxa de churn e retenção média.

O cálculo desses dois indicadores é mais complexo pelo fato de haver um fluxo de clientes entrando e saindo da base ao longo do tempo e que foram adquiridos em períodos diferentes. De maneira geral, o cálculo do churn é como segue:

$$Churn = \frac{\text{Clientes perdidos no período}}{\text{Total de clientes}}$$

A complexidade aqui é no denominador “total de clientes”. Como calcular o total de clientes com esse fluxo de clientes entrando e saindo o tempo todo? Além disso, imagine uma empresa que alterou seu modelo de negócio, a ponto de os novos clientes terem uma satisfação maior (ou menor) do que os clientes adquiridos há algum tempo? O churn, como descrito na fórmula acima, não seria justo nesse caso, pois o valor percebido por esses diferentes grupos de clientes é diferente, portanto, taxas de churn podem ser (e em geral, são) diferentes. Por conta disso, a melhor

forma de encontrar um indicador de churn é por meio da análise de coortes, ou seja, analisar o churn a partir de clientes que foram adquiridos sob as mesmas condições.

Na base cedida pela empresa existem clientes adquiridos a partir de 2022. O processo de churn por coortes consiste em separar todos os clientes adquiridos no mesmo ano, e contar quantos foram perdidos (tiveram seu contrato inativado) ano a ano, gerando uma taxa de churn por ano de cancelamento de contrato, permitindo assim o uso da fórmula descrita acima sem distorções, visto que com a análise ano a ano, o denominador não se altera. Com os dados médios de churn, a taxa de retenção é o valor que satisfaz a seguinte equação:

$$\text{Retenção (\%)} = (1 - \text{churn}) * 100$$

Cálculo do LTV de cada campanha

Agora com todos os dados necessários para projetar o LTV de clientes adquiridos por campanhas de marketing digital, seguindo a fórmula de LOSADA (2020), foram obtidos os valores apresentados na Tabela 1 com o LTV médio agrupado por campanha:

Tabela 1 – LTV médio bruto de campanhas

ID_Campanha	TotalClientesPorCampanha	LTVMédioDaCampanha
1	6	2444,34
2	50	3508,94
3	2	1701,54
4	28	2734,69
5	15	3726,81
6	2	2806,56
7	3	2197,71
8	2	2012,41
9	13	2551,11
10	4	2108,15

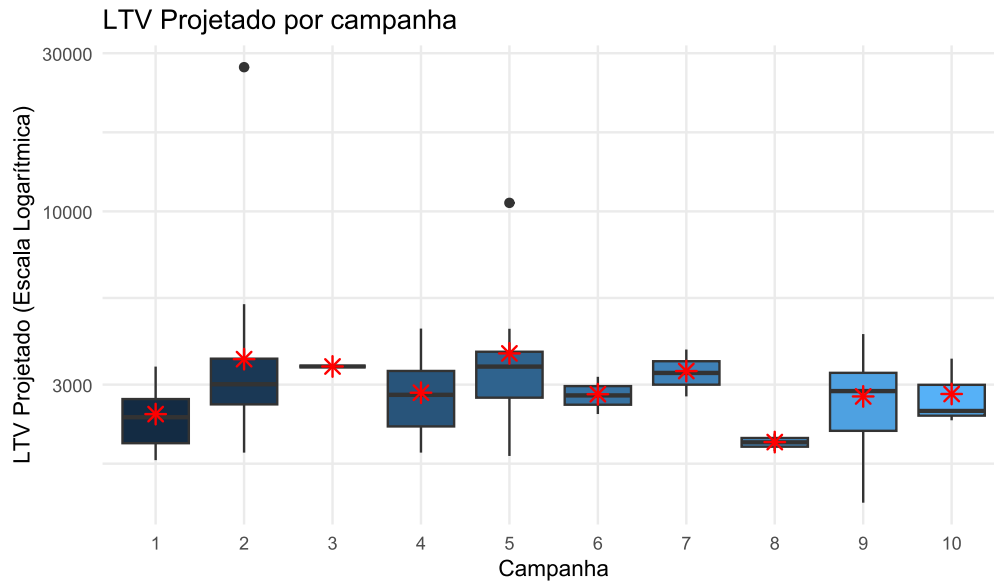
Fonte: elaborado pelo autor.

Análise de variância (ANOVA) com permutação para comparar médias de campanhas

Antes de partir para um teste estatístico mais sofisticado, foi analisado o boxplot de cada campanha, para se ter uma ideia geral de desempenho relativo entre elas, como mostra a Figura 5:

Figura 4 – Boxplot de LTV projetado bruto por campanha

Fonte: elaborado pelo autor.



Como é possível notar na Figura 5, o número de clientes capturados por cada campanha é muito desigual, tornando a ANOVA com permutação um teste mais poderoso que a ANOVA tradicional, que supõe dados distribuídos normalmente e amostras com tamanhos semelhantes. Realizando o teste anova no R com cinco mil permutações (iterações entre grupos), obtemos a seguinte saída no R (Bruce & Bruce, 2019):

Component 1 :

	Df	R	Sum Sq	R	Mean Sq	Iter	Pr(Prob)
ID_Campanha	9		342057		38006	5000	0.0452 *
Residuals	109		8548954		78431		

signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

O valor-p observado $Pr(Prob)$ indica que há, após cinco mil iterações, pelo menos um par de grupos com diferenças significativas em relação ao LTV projetado que são devidos ao tratamento, nesse caso, a campanha. Usando uma função de testagem múltipla ajustada pelo método de Bonferroni no R, podemos identificar qual par de grupos são significativamente diferentes. O método retornou diferença significativa (valor-p menor que 0.05) somente entre as campanhas 5 e 4, porém o ajuste de Bonferroni para o valor-p não indica diferença entre nenhum par de campanhas. Apesar do ajuste, a campanha 5 retornou uma média de LTV projetado maior, que podemos pensar que a diferença no LTV projetado foi causada por parâmetros especificados na construção da campanha.

4.1 Cálculo do ROI das campanhas

Cálculo do CAC

Para o cálculo do custo de aquisição de cliente (CAC) recebemos o total investido em marketing digital desde o período de agosto de 2024 até maio de 2025. O custo total das campanhas foi de R\$36.456,79, que converteu 125 clientes, rastreados pelos ID de campanha no arquivo que foi disponibilizado. Portanto, o CAC geral das campanhas é como segue:

$$CAC \text{ médio} = \frac{36.456,79}{125} = R\$291,65$$

Cálculo do ROI

LOSADA (2020) sugere para o cálculo do ROI de um cliente individual:

$$ROI = \frac{LTV \text{ Bruto}}{CAC}$$

Para o cálculo do ROI da campanha, é possível adaptar a fórmula para:

$$ROI (\%) = \frac{LTV \text{ Bruto Médio da Campanha}}{CAC} * 100$$

Assim, obtemos a seguinte tabela, já com o ROI calculado:

Tabela 2 – ROI por campanha

ID_Campanha	ClientesCaptados	ROI
1	6	838,11%
2	50	1203,14%
3	2	583,42%
4	28	937,66%
5	15	1277,84%
6	2	962,30%
7	3	753,54%
8	2	690,01%
9	13	874,72%
10	4	722,84%

Fonte: elaborado pelo autor.

Podemos notar que todas as campanhas retornaram um LTV médio projetado acima do valor de CAC que calculamos anteriormente, apesar do cálculo não considerar as margens de cada produto. Lembrando ainda que o LTV médio de todas as campanhas é superior ao LTV médio global da base, evidenciando um ponto de atenção importante ao pensar em novas estratégias de marketing.

5 CONCLUSÕES E CONTRIBUIÇÕES

Este estudo analisou a possibilidade de utilizar o LTV como medida para avaliar o retorno de campanhas de marketing digital em uma empresa de médio porte do segmento de telecomunicações. Os resultados apontaram que é possível utilizar o LTV como medida, permitindo, inclusive calcular o ROI de cada campanha. O que poderá ser útil para empresa no futuro definir suas campanhas de marketing digital de acordo com as estratégias que trazem mais retorno de longo prazo e não apenas retorno imediato.

O resultado aqui apontado foi feito com base em uma única empresa, porém acredita-se que ele seja válido para outras empresas, em especial aquelas que utilizam o marketing digital como importante estratégia de captação de clientes e que vendem serviços que geram receita recorrente, como serviços de assinatura.

Este estudo não está isento de limitações, como por exemplo no próprio cálculo do LTV no qual foram utilizados o valor do plano e não a margem bruta, que seria o mais correto, alinhado a literatura. Essa limitação não afeta de maneira significativa a construção da matriz RM, mas é crucial no comparativo de campanhas, podendo o valor de ROI variar bastante em função da aplicação das margens brutas.

Como sugestão de pesquisas complementares, é possível analisar esses indicadores juntamente com a gestão dinâmica de capital de giro da empresa, pelo fato de haver um descompasso entre o recebimento de fluxos de caixa do cliente que estão embutidos no LTV ao longo do tempo, afetando o ciclo de caixa da companhia e podendo ser fatal principalmente quando a estratégia de marketing é mais agressiva, produzindo um CAC mais alto. Outro possível ponto de análise, é o impacto da conversão de um cliente novo no CAC, supondo que novos clientes podem chegar por recomendação a custo zero. Todas essas análises sugeridas, em conjunto com a gestão de indicadores financeiros como índices de liquidez e de cobertura de juros, e mais importante, o ciclo de caixa, permitem a construção de estratégias agressivas de marketing, sem prejudicar a saúde financeira de curto prazo das empresas, formando assim uma provável vantagem competitiva comparada aos concorrentes.

Os procedimentos apresentados poderiam ser adaptados a outros modelos de negócios que não de receitas recorrentes, fornecendo insights também a pequenos negócios em estágio inicial no ambiente digital.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Assaf Neto, A. (2019). *Valuation: Métricas de valor & avaliação de empresas* (3ª edição). GEN Atlas.
- Beulke, R., & Bertó, D. J. (2009). *Precificação = Sinergia do Marketing + Finanças* (1ed.). Saraiva.
- Bruce, P., & Bruce, A. (2019). *Estatística Prática para Cientistas de Dados: 50 conceitos essenciais* (1ª edição). Alta Books.
- Carreira, L. (2011). Database Marketing: Bases de Dados de Clientes. *Revista de Ciências da Computação*, 6(6), 49–60.
- Cavique, L. (2003). Micro-segmentação de clientes com base em dados de consumo. Modelo RM-Similis. *Revista Portuguesa e Brasileira de Gestão*, 2(3), Artigo 3.
- Eisenmann, T. (2022). *Os Erros das Startups*. Benvirá.
- Ferris, P. W., Bendle, N. T., & Pfeifer, P. P. (2013). *Métricas de Marketing* (2. ed.). Grupo A.
- Hughes, A. (2006). *Strategic Database Marketing* (3rd ed). McGrawHill.
- Julio, I. da S., Rosa, M. de F., & Sigrist, V. C. (2019). *O marketing digital nas redes sociais e seus impactos em pequenas empresas*. <https://ric.cps.sp.gov.br/handle/123456789/4387>
- Kanchanapoom, K., & Chongwatpol, J. (2024). Integrated customer lifetime value models to support marketing decisions in the complementary and alternative medicine industry. *Benchmarking: An International Journal*, 31(7), 2411–2438. <https://doi.org/10.1108/BIJ-07-2021-0431>
- Kotler, P., & Keller, K. (2021). *Marketing Management* (15th Global ed.). Pearson Education Limited.
- Kumar, V., & Reinartz, W. J. (2006). *Customer relationship management: A databased approach*. John Wiley & Sons. <https://cir.nii.ac.jp/crid/1130282269601685888>
- Losada, B. (2020). *Finanças para Startups*. Saint Paul Editora.
- Sampieri, R. H., Collado, C. F., & Lucio, M. del P. B. (2013). *Metodologia de Pesquisa* (5º edição). McGrawHill.