

**UNIVERSIDADE DO VALE DO RIO DOS SINOS - UNISINOS
UNIDADE ACADÊMICA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM GESTÃO E NEGÓCIOS
NÍVEL MESTRADO**

GUILHERME AUGUSTO RIZZO

***CUSTOMER LIFETIME VALUE* COMO DIRECIONADOR DA ALOCAÇÃO DE
INVESTIMENTOS EM NOVOS CLIENTES**

**PORTO ALEGRE
2023**

GUILHERME AUGUSTO RIZZO

***CUSTOMER LIFETIME VALUE* COMO DIRECIONADOR DA ALOCAÇÃO DE
INVESTIMENTOS EM NOVOS CLIENTES**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão e Negócios, pelo Programa de Pós-Graduação em Gestão e Negócios da Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS).

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Trez

Porto Alegre

2023

R627c Rizzo, Guilherme Augusto.
Customer lifetime value como direcionador da alocação de investimentos em novos clientes / por Guilherme Augusto Rizzo. – 2023.
83 f. : il. ; 30 cm.

Dissertação (mestrado) — Universidade do Vale do Rio dos Sinos, Programa de Pós-Graduação em Gestão e Negócios, Porto Alegre, RS, 2023.
"Orientador: Dr. Guilherme Trez".

1. Customer lifetime value. 2. Prospect lifetime value. 3. Segmentação de clientes. 4. Modelo de riscos proporcionais de Cox. 5. Regressão linear. 6. Seleção de clientes. 7. Empresas. 8. Marketing. I. Título.

CDU: 658.89

GUILHERME AUGUSTO RIZZO

***CUSTOMER LIFETIME VALUE* COMO DIRECIONADOR DA ALOCAÇÃO DE
INVESTIMENTOS EM NOVOS CLIENTES**

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Gestão e Negócios, pelo Programa de Pós-Graduação em Gestão e Negócios da Universidade do Vale do Rio dos Sinos (UNISINOS).

Aprovado em 31 de maio de 2023.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Guilherme Trez – UNISINOS

Prof.^a Dr. Luis Felipe Maldaner – UNISINOS

Prof. Dr. Luiz Felipe Jostmeier Vallandro – Avaliador Profissional

Prof.^a Dra. Vanessa Martins Pires – FURG

AGRADECIMENTOS

Quando decidi ingressar no mestrado profissional, buscando dar mais um passo no meu desenvolvimento pessoal, profissional e acadêmico, não imaginava a tamanha transformação pela qual eu passaria. Foram dois anos de estudo intenso, nas mais diversas áreas, incluindo a oportunidade de estudar na Université de Poitiers na França. Saio realizado com a minha evolução, com todo o conhecimento absorvido e muito mais preparado para os meus desafios futuros.

Sendo assim, não poderia deixar de prestar os meus sinceros agradecimentos à UNISINOS, à Escola de Gestão de Negócios, ao Mestrado Profissional em Gestão e Negócios, à Université de Poitiers e a todos os professores que tive o privilégio de ter como mestres ao longo deste curso.

Ao meu orientador, Prof. Guilherme Trez, além das aulas fantásticas que me levaram à escolha do tema desta dissertação, o meu agradecimento por toda a orientação e apoio. Mesmo com sua agenda concorrida, sempre teve disponibilidade para me atender e me auxiliar, a fim de que eu chegasse até aqui, com suas considerações e direcionamentos sempre relevantes para a evolução deste trabalho.

Agradeço aos professores que participaram da minha banca, Prof. Luiz Felipe Jostmeier Vallandro, o qual também tive a honra de ter como professor, e Prof^a. Vanessa Martins Pires, que contribuíram de forma significativa com este trabalho, fornecendo diversos insumos para o desenvolvimento desta dissertação. E, aos professores da economia, Prof. Marcos Tadeu Caputi Lélis e Prof^a. Camila Flores Orth, que me apoiaram no desenvolvimento dos modelos e me direcionaram para ampliar os meus conhecimentos na área de econometria.

A minha amada esposa, Cibeli. Sem ela, sem dúvida, não chegaria até aqui. Ela é o meu alicerce diário, esteve comigo em todos os momentos, apoiou-me na decisão de ingressar no mestrado, assim como ao longo de todo o percurso, mesmo sabendo que não seria uma jornada fácil, tanto para mim quanto para ela. Fez o possível e o impossível para que eu pudesse me dedicar, compreendeu todos os meus desafios e me incentiva a ir cada vez mais longe.

A minha querida família, especialmente aos meus pais, João e Isabel, que sempre me incentivaram a estudar e a evoluir e foram meus apoiadores em todos os desafios da minha vida, estando ao meu lado e me suportando quando eu mais precisei. Serei eternamente grato por tudo que vocês fizeram por mim.

A minha irmã, Laís, e ao meu cunhado, Fernando, que me proporcionaram uma das maiores alegrias da minha vida: minha afilhada Antonella.

Aos meus grandes amigos, por toda a compreensão com a minha ausência devido ao mestrado e aos meus compromissos profissionais.

Aos meus colegas de trabalho, agradeço a compreensão, o suporte e por estarem sempre comigo. Diversos aprendizados do mestrado já entraram para a nossa rotina de trabalho. Vocês compraram os meus projetos, apoiaram minha evolução e contribuem para que eu me torne um profissional e uma pessoa cada vez melhor.

Aos colegas do mestrado, levarei vocês para sempre em meu coração, vocês foram ímpares nesta trajetória, participando do meu desenvolvimento em todas as trocas que tivemos, no apoio diário em todos os trabalhos, disciplinas e no suporte emocional quando passávamos pelos momentos mais difíceis tentando conciliar a vida de mestrandos com a vida pessoal e profissional.

RESUMO

Com o objetivo de maximizar o retorno sobre o capital investido nas empresas, as estratégias de marketing devem estar pautadas na busca e manutenção dos melhores clientes. Considerando que clientes são ativos, e que nem todos serão igualmente rentáveis, este trabalho teve por objetivo elaborar uma sistemática de análise, com base no *Customer Lifetime Value*, para direcionar os recursos de marketing aos perfis de clientes mais rentáveis de uma empresa que opera em uma configuração contratual contínua. Nesta pesquisa, analisou-se uma empresa do mercado brasileiro de energia. A abordagem utilizada para desenvolver o modelo do *Customer Lifetime Value* foi a abordagem econométrica, em um modelo classificado como de relacionamento, com modelagem das componentes de expansão de margens, por meio de modelos de regressão linear via método dos mínimos quadrados ordinários, e retenção de clientes, pelo modelo de riscos proporcionais de Cox. O modelo teve como base os modelos de Venkatesan e Kumar (2004), Malthouse e Blattberg (2005), Gupta *et al.* (2006) e Donkers, Verhoef e Jong (2007). O software RStudio foi utilizado para o desenvolvimento dos modelos e o tratamento estatístico dos dados. Para desenvolver a sistemática de análise de alocação de investimentos, o custo de aquisição de clientes foi considerado, e utilizou-se a métrica *Prospect Lifetime Value*. Os resultados demonstraram que existe uma diferença significativa entre a rentabilidade projetada dos diferentes segmentos em que a empresa analisada atua, permitindo direcionar os recursos de marketing buscando uma maior rentabilidade. Neste trabalho, é apresentado um *framework* de implementação buscando uma alocação efetiva dos investimentos, reforçando a importância de uma visão de portfólio entre os diferentes perfis de clientes, equilibrando o risco e o retorno dos diferentes segmentos. Esta pesquisa reforça que a análise e seleção dos diferentes perfis e segmentos de clientes em que uma empresa atua impacta diretamente o *Customer Lifetime Value*, o valor total da base de clientes, o retorno sobre os recursos de marketing investidos e, conseqüentemente, o valor de toda a empresa.

Palavras-chave: *Customer Lifetime Value*. *Prospect Lifetime Value*. Segmentação de Clientes. Modelo de Riscos Proporcionais de Cox. Regressão Linear. Seleção de Clientes.

ABSTRACT

In order to maximize the return on invested capital, companies must guide their marketing strategies by targeting and maintaining the best customers. Considering that customers are assets, and may have different profitability, the present study aimed to develop an analysis system to drive marketing resource allocation, based on Customer Lifetime Value, targeting the most profitable customer profiles and segments for a company that operates in a contractual configuration with continuous transactions. In this research, a company in the Brazilian energy sector was analyzed. The model used an econometric approach, in a model classified as a relationship model. For this model, there are two components, the first one is related to margin expansion, modeled by a linear regression model through the least squares method and the second one is related to customer retention, modeled by Cox proportional hazard model. The model was based in Venkatesan and Kumar (2004), Malthouse and Blattberg (2005), Gupta et al. (2006) and Donkers, Verhoef and Jong (2007). RStudio software was used for modeling and data statistical treatment. To develop the analysis system to drive marketing resource allocation the customer acquisition cost was considered, and the Prospect Lifetime Value metric was used. The results showed that there is a significant difference between the projected segments profitability of the company, allowing marketing resources to be directed towards a greater return. This work presents an implementation framework to drive a more efficient marketing resources allocation, supporting the importance of a different customer profiles portfolio, managing risk and return among the company segments. This research reinforces that analyzing and targeting different customer profiles and segments directly impacts Customer Lifetime Value, and consequently, Customer Equity, return on marketing investment and the value of the company.

Keywords: Customer Lifetime Value. Customer Segmentation. Cox Proportional Hazard Model. Linear Regression. Customer Selection.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - <i>Market Share</i> Total do Mercado de GLP	15
Figura 2 - Retorno sobre os Investimentos em Marketing	20
Figura 3 - Ciclo de Vida Típico de um Cliente	24
Figura 4 – Classificando Bases de Clientes	27
Figura 5 - Taxa de Retenção de Clientes por Período Contratual.....	36
Figura 6 – Dados com Censura do Tipo I.....	49
Figura 7 – Curvas de Sobrevivência Obtidas pelo Estimador de Kaplan-Meier para Diferentes Grupos	50
Figura 8 - Estimador de Kaplan-Meier da Variável Tempo até Encerramento do Contrato pela Variável Segmento.....	57
Figura 9 – Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear sem Segmento	61
Figura 10 - Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear Sem Interação	62
Figura 11- Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear com Tendência sem Interação	63
Figura 12 - Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear Linear (com Interação)	64
Figura 13 - Curvas ROC para a Acurácia Percentual.....	65
Figura 14 – <i>Framework</i> Aplicado para Captura de Clientes com Base no CLV	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Sobrevivência ao Longo do Tempo pelo Estimador de Kaplan-Meier.....	56
Tabela 2 - Modelo de Riscos Proporcionais de Cox Inicial	58
Tabela 3 - Modelo de Riscos Proporcionais de Cox Final.....	58
Tabela 4 - $H_0(t)$ do Modelo de Riscos Proporcionais de Cox Final	59
Tabela 5 – Sobrevivência Estimada pelo Modelo de Riscos Proporcionais de Cox para os Segmentos em Diferentes Cortes de Margem	59
Tabela 6 – Coeficientes do Modelo Linear sem Segmento	61
Tabela 7 - Coeficientes do Modelo Linear sem Interação	62
Tabela 8 - Coeficientes do Modelo Linear com Tendência sem Interação.....	63
Tabela 9 - Coeficientes do Modelo Linear (com Interação).....	64
Tabela 10 - RMSPE e Acurácia Percentual (ACC) dos Modelos de Expansão de Margem em Cada Ponto de Corte.....	66
Tabela 11 - CLV, PLV e CLV/CAC Projetados para os Diferentes Segmentos.....	68

LISTA DE SIGLAS

AFT	<i>Accelerated Failure Time</i>
B2B	<i>Business to Business</i>
B2C	<i>Business to Consumer</i>
CAC	Custo de Aquisição do Cliente
CE	<i>Customer Equity</i>
CLV	<i>Customer Lifetime Value</i>
CMO	<i>Chief Marketing Officer</i>
CRM	<i>Customer Relationship Management</i>
CVM	<i>Customer Value Management</i>
DCE	<i>Dynamic Customer Equity</i>
GLP	Gás Liquefeito de Petróleo
HP	<i>Proportional Hazard</i>
LTV	<i>Lifetime Value</i>
MQO	Mínimos Quadrados Ordinários
MCRL	Modelo Clássico de Regressão Linear
NBD	<i>Negative Binomial Distribution</i>
PCV	<i>Past Customer Value</i>
PLV	<i>Prospect Lifetime Value</i>
RBV	<i>Resource Based View</i>
RFM	Recência Frequência e Valor Monetário
RMSPE	<i>Root Mean Squared Percentual Error</i>
ROC	<i>Receiver Operator Characteristics</i>
SCE	<i>Static Customer Equity</i>
SINDIGÁS	Sindicato Nacional das Empresas Distribuidoras de Gás Liquefeito de Petróleo
SOW	<i>Share of Wallet</i>
VPL	Valor Presente Líquido
WACC	<i>Weighted Average Capital Cost</i>

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	22
2.1 Métricas Tradicionais de Valor e Fidelidade de Clientes	27
2.1.1 Modelos RFM	28
2.1.2 <i>Past Customer Value</i>	29
2.1.3 <i>Share-of-Wallet</i>	29
2.1.4 Métricas Tradicionais x <i>Customer Lifetime Value</i>	29
2.2 O <i>Customer Lifetime Value</i>	30
2.3 Modelos Básicos e Estruturais do <i>Customer Lifetime Value</i>	32
2.3.1 Jain e Singh (2002)	32
2.3.2 Berger e Nasr (1998)	33
2.3.3 Gupta <i>et al.</i> (2006)	33
2.3.4 Gupta e Lehmann (2003)	33
2.4 Modelos Agregados de <i>Customer Lifetime Value</i>	34
2.5 Modelos Probabilísticos	35
2.5.1 Pareto/ <i>Negative Binomial Distribution</i>	35
2.5.2 <i>Shifted Beta Geometric</i> (FADER; HARDIE, 2007)	36
2.6 Modelos Econométricos	37
2.6.1 Rust, Lemon e Zeithaml (2004)	38
2.6.2 Venkatesan e Kumar (2004)	39
2.6.3 Malthouse e Blattberg (2005)	39
2.6.4 Donkers, Verhoef e Jong (2007)	40
2.7 Modelos de Persistência	41
3 METODOLOGIA	43
3.1 Desenho da Pesquisa	43
3.2 Dados Utilizados	44
3.2.1 Descrição da Empresa	44
3.2.2 Base de Dados	46
3.3 Estruturação do Modelo	47
3.3.1 Probabilidade de o Cliente Estar Ativo	48
3.3.2 Modelo de Regressão de Lucros	52
3.3.3 Cálculo do <i>Customer Lifetime Value</i>	54

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	56
4.1 Estimador de Kaplan-Meier	56
4.2 Modelo de Riscos Proporcionais de Cox	58
4.3 Modelo de Expansão de Margens	60
4.4 Cálculo e Análise do <i>Customer Lifetime Value</i> , <i>Prospect Lifetime Value</i> e <i>Customer Lifetime Value</i> /Custo de Aquisição de Clientes	67
5 CONCLUSÃO	70
5.1 Considerações Finais	70
5.2 Limitações da Pesquisa e Sugestões para Trabalhos Futuros	74
REFERÊNCIAS	77

1 INTRODUÇÃO

O marketing tem evoluído para uma posição cada vez mais relevante nas organizações empresariais (THE CMO SURVEY, 2021). Neste processo, é preciso que as ações de marketing e suas métricas estejam relacionadas com a performance financeira dos negócios (BOLTON, 2004). Segundo o *Chief Marketing Officer - CMO*¹ COUNCIL (2021), o *Customer Lifetime Value* (CLV²), também conhecido como *Lifetime Value* (LTV³), pode ser uma alternativa para mensurar o retorno financeiro dos esforços de marketing. Se customizada e adaptada ao negócio, esta pode ser uma métrica muito eficiente para prever a rentabilidade e direcionar o relacionamento da empresa com os seus clientes.

Nos últimos anos, diversas organizações têm realizado uma grande mudança em sua estratégia de marketing, passando de “centrada no produto” para “centrada no cliente”. Essa alteração permite que as empresas entreguem um maior valor aos seus clientes, além de possibilitar a construção de relações comerciais de longo prazo. O foco no cliente tem se mostrado uma decisão estratégica vencedora, com diversos exemplos de empresas que cresceram de forma exponencial, entregando e capturando maior valor que seus concorrentes (RUST; MOORMAN; BHALLA, 2010).

Por meio do marketing de relacionamento, as empresas podem criar, manter e ampliar relações de valor com os clientes e outros *stakeholders* (KOTLER *et al.*, 2005). Com base no marketing de relacionamento, a *Customer Value Management* (CVM⁴), ou a gestão do valor dos clientes, surge como uma agenda de pesquisa que envolve a otimização do valor da base de clientes da empresa. Em um ambiente onde as empresas dispõem de uma grande quantidade de dados, a CVM foca na análise dos dados individuais dos atuais e futuros clientes, para desenvolver estratégias de marketing que permitam o gerenciamento do comportamento dos clientes de forma que o valor total dos clientes atuais e futuros da empresa seja maximizado (VERHOEF; DOORN; DOROTIC, 2007).

Verhoef e Lemon (2013) acreditam que, quando as empresas adotarem uma abordagem centrada no cliente para a CVM e estiverem dispostas a investir em

¹ *Chief Marketing Officer*, podendo ser traduzido como Diretor de Marketing. O *CMO Council* refere-se a uma instituição que conecta os principais profissionais que ocupam posições de liderança na área de marketing em grandes empresas no mundo todo.

² *Customer Lifetime Value*, podendo ser traduzido como Valor Vitalício do Cliente.

³ *Lifetime Value*, termo também utilizado para representar o Valor Vitalício do Cliente.

⁴ *Customer Value Management*, podendo ser traduzido como Gerenciamento do Valor dos Clientes.

inteligência, com dados e métricas específicas, como o CLV, elas poderão atingir uma forte vantagem competitiva; resultando, por conseguinte, em uma performance de mercado superior aos seus concorrentes e garantindo o crescimento do negócio.

De acordo com Blattberg e Deighton (1996), o crescimento de um negócio pode ser configurado pela capacidade da aquisição e retenção dos clientes, de forma que ocorra um crescimento do valor total da base de clientes da empresa. Considerando que os recursos que os gestores das organizações dispõem para investimento são limitados, os autores apontam que os investimentos em marketing, destinados para aquisição e retenção dos clientes, devem ser pautados com o objetivo de maximizar o valor econômico da sua base de clientes, também denominado por *Customer Equity* (CE⁵).

Estudos demonstraram que nem todos os clientes são igualmente rentáveis. Portanto, pode ser desejável descontinuar algumas relações comerciais, ou ainda, destinar recursos diferentes para diferentes grupos de clientes (GUPTA *et al.*, 2006; RUST; LEMON; ZEITHAML, 2004). O CLV é uma métrica que pode ser utilizada para identificar os clientes mais rentáveis e alocar os recursos financeiros de maneira adequada (GUPTA *et al.*, 2006; KUMAR; REINARTZ, 2006).

O CLV é geralmente definido como o valor presente de todos os lucros que serão obtidos pela empresa durante a relação comercial com um cliente, ou durante o tempo de vida (*lifetime*) deste cliente. O CLV tem uma abordagem similar ao método de fluxo de caixa descontado, utilizado em finanças, e caracteriza-se por poder ser calculado em um nível individual de cliente (ou de segmento) e incorpora a possibilidade de perda futura do cliente para um concorrente (GUPTA *et al.*, 2006).

O valor de uma empresa é formado, então, pelos seus ativos e os ativos tangíveis por si só não representam o valor de mercado da firma. Dessa forma, a mensuração dos ativos intangíveis é uma atividade crítica e necessária. Gupta e Lehmann (2003) citam que, além da marca, os clientes também são ativos intangíveis importantes que precisam ser avaliados e gerenciados e que o CLV é uma métrica que pode ser utilizada para mensurar o valor dos clientes e para avaliar o valor da empresa quando as métricas financeiras tradicionais não são efetivas.

O valor econômico da base de clientes da empresa (CE) pode ser calculado por meio do somatório do CLV dos seus atuais e futuros clientes (VILLANUEVA;

⁵ *Customer Equity*, podendo ser traduzido como Valor Econômico da Base de Clientes.

HANSSENS, 2007). Segundo Gupta, Lehmann e Stuart (2004), o CE pode ser utilizado como uma boa aproximação para calcular o valor econômico de toda a empresa.

Villanueva e Hanssens (2007) acreditam que a pesquisa em torno do CE e do CLV é particularmente promissora porque pode auxiliar a prática da gestão, com foco no cliente para uma alocação de investimentos visando à rentabilidade de longo prazo e ao entendimento da conexão entre marketing, suas métricas e a performance financeira do negócio.

1.1 Definição do Problema de Pesquisa

Um dos setores de destaque de investimentos no Brasil e no mundo é o setor de energia. Conforme publicado no plano decenal de expansão de energia 2030 (MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA; EMPRESA DE PESQUISA ENÉRGÉTICA, 2021), o setor demandará investimentos na ordem de R\$ 2,7 trilhões para o período compreendido entre 2020 e 2030, a fim de atender à crescente demanda energética, tanto para os setores de petróleo, derivados de petróleo, gás natural e geração e transmissão de energia elétrica, quanto para cumprir o objetivo de transição para uma matriz energética mais renovável.

Nesse processo, os combustíveis gasosos, como o gás natural e o gás liquefeito de petróleo (GLP⁶, ou gás LP), por poluírem menos que combustíveis líquidos e sólidos, surgem como “combustíveis de transição” para essa economia mais limpa. No Brasil, leis foram aprovadas e projetos de leis estão em tramitação para possibilitar uma maior abertura de mercado, como no caso da Lei do Gás Nº 14.134/2021 que prevê a abertura do mercado de gás natural no Brasil e do projeto de lei nº 4217/19 que elimina restrições de uso do GLP; permitindo, assim, uma maior concorrência e atraindo mais capital e investimento para o setor (BRASIL, 2019, 2021).

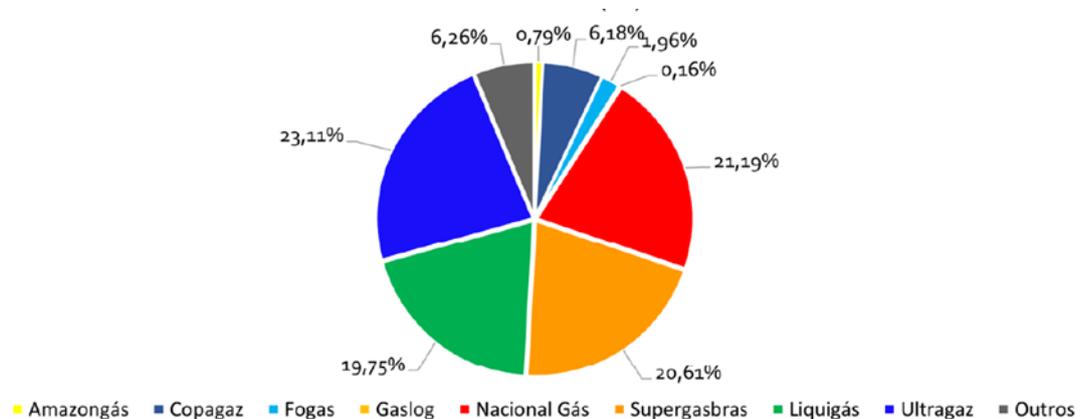
Existem poucas empresas operando no segmento de combustíveis gasosos brasileiro, em sua maioria são grandes *players*, com elevada participação nos seus mercados. A comercialização do gás natural ocorre principalmente de forma regional, por meio de concessionárias qualificadas para revenderem o gás encanado (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS EMPRESAS DE GÁS CANALIZADO, 2021); já a

⁶ Gás Liquefeito de Petróleo.

comercialização do gás LP se apresenta com maior competitividade em todo o território nacional (SINDIGÁS⁷, 2021) e, por isso, será o foco de estudo deste trabalho.

Atualmente, 6,2 milhões de toneladas de GLP são vendidas nas modalidades de botijões e a granel, em 100% dos municípios brasileiros, gerando 380 mil empregos associados ao setor. Vinte distribuidoras estão autorizadas pela agência nacional do petróleo a comercializarem o energético no território brasileiro, das quais, seis concentram aproximadamente 98% de participação de mercado, como pode ser verificado na Figura 1 (SINDIGÁS, 2021).

Figura 1 - *Market Share* Total do Mercado de GLP



Fonte: SINDIGÁS (2021, p.15)

O mercado de GLP é dividido em dois grandes segmentos. O segmento envasado, que opera por meio de botijões que são vendidos ao consumidor final e o segmento granel, pelo qual as distribuidoras de GLP abastecem diretamente os tanques instalados nos seus clientes (SINDIGÁS, 2021). Na modalidade granel, as empresas distribuidoras de GLP atendem diversos segmentos de clientes, como indústrias, comércios, serviços, condomínios comerciais e residenciais, agronegócio, entre outros. Nesse modelo de negócio, é necessária a montagem de uma central de gás que receberá os tanques para armazenamento do GLP, os quais serão posteriormente abastecidos por caminhões da distribuidora (ULTRAGAZ, 2022).

Os investimentos para a instalação de novas centrais de GLP e consequentemente captação de novos clientes são realizados majoritariamente

⁷ Sindicato Nacional das Empresas Distribuidoras de Gás Liquefeito de Petróleo.

pelas empresas do segmento. Em fato relevante, a Ultrapar Participações (2020) divulgou investimentos na ordem de R\$ 146 milhões por meio da sua subsidiária Ultragaz, para captação de novos clientes no ano de 2021. A empresa destaca como pilares da sua estratégia a aproximação do cliente final e o foco nos segmentos mais rentáveis (ULTRA, 2022).

Com as diversas oportunidades existentes no setor de energia, as empresas precisam direcionar os seus investimentos de maneira adequada para garantir o maior retorno aos seus acionistas. Assaf Neto (2012) cita que as operações financeiras são representadas em termos de fluxos de caixa, fluxos futuros de recebimentos e pagamentos esperados. A avaliação desses fluxos consiste na comparação dos valores presentes, calculados segundo o regime de juro compostos a partir de uma dada taxa de juros. O autor aponta que os métodos de valor presente líquido e da taxa interna de retorno são os de maior utilização e de maior rigor conceitual nas análises das operações financeiras e de projetos de investimento.

Por sua vez, Kumar (2018) defende que os métodos financeiros tradicionais nem sempre são os mais indicados para gerenciar os investimentos em clientes, pois não consideram questões mercadológicas e comportamentais relacionadas ao perfil do cliente no seu cálculo. O autor sugere o CLV como uma métrica adequada para essa função por projetar a geração de valor futura dos clientes para a empresa em função do seu comportamento de compra.

Gupta *et al.* (2006) apontam que a retenção dos clientes pela empresa tem impacto direto na rentabilidade da relação comercial. Sendo assim, a probabilidade de perda de um cliente não pode ser desconsiderada no cálculo do CLV. Já, para avaliar clientes em prospecção pela empresa, Singh e Jain (2013) apontam que os modelos de CLV podem ser adaptados descontando-se o custo de aquisição do cliente (CAC⁸) do CLV projetado. Essa métrica pode ser denominada *Prospect Lifetime Value* (PLV⁹).

Diferentes comportamentos e configurações de compra podem ser observados e afetam diretamente a rentabilidade dos investimentos realizados pelas empresas, assim como o método que deve ser aplicado para mensurar o CLV. Dentre as configurações, estão as classificações de Jackson (1985): *lost-for-good*

⁸ Custo de Aquisição de Clientes.

⁹ *Prospect Lifetime Value*, podendo ser traduzido como Valor Vitalício de um Novo Cliente.

(ou o cliente está ativo, ou perdido para sempre) e *always-a-share* (clientes podem comprar de diferentes empresas ao mesmo tempo) e ainda as classificações de Schmittlein, Morrison e Colombo (1987) que analisam as oportunidades para transações (contínuas ou discretas) e se o tempo em que o cliente se torna inativo pode ser observado (como no caso de configurações contratuais).

No mercado B2B¹⁰ (*business-to-business*), ou mercado empresarial, as transações são realizadas entre empresas, enquanto no mercado B2C¹¹ (*business-to-consumer*), ou no mercado de consumo, as transações são realizadas diretamente com o consumidor. O mercado B2B é similar ao mercado B2C, porém diferencia-se pelos seguintes aspectos: clientes B2B geralmente são maiores e mais concentrados geograficamente, sua demanda é mais inelástica e flutuante, mais compradores estão envolvidos no processo de compra, são mais treinados e profissionais que no mercado B2C e as decisões de compra costumam ser mais complexas e formais (KOTLER *et al.*, 2005).

Este trabalho será desenvolvido no contexto do mercado brasileiro de GLP a granel, o qual é um mercado: majoritariamente B2B, onde os negócios são desenvolvidos entre empresas; o período em que o cliente se torna inativo pode ser observado, pois opera por meio de relações contratuais; as transações são contínuas, ou seja, os clientes são abastecidos de forma recorrente ao longo do contrato; e operam de acordo com a configuração *lost-for-good*, pois centrais de abastecimento do combustível são instaladas e atendidas com exclusividade pelo fornecedor.

Esta pesquisa será feita em uma das empresas distribuidoras de GLP que detém participação relevante no mercado, uma das quatro maiores do segmento. Cabe mencionar que, juntas, representam 85% do total do mercado. Essa empresa concordou em ceder os dados, mantendo sua confidencialidade devido à alta competitividade do setor.

Considerando esta configuração de mercado, os gestores das empresas comercializadoras de GLP precisam então definir as suas estratégias com o objetivo de prospectar e capturar novos clientes, além de reter e ampliar a venda dentro da sua base atual garantindo o maior retorno aos investimentos realizados.

¹⁰ *Business-to-Business*, podendo ser traduzido como Mercado Empresarial.

¹¹ *Business-to-Consumer*, podendo ser traduzido como Mercado de Consumo.

Dessa forma, caso não haja alguma métrica que traduza o valor futuro de um cliente considerando o seu comportamento, a estratégia de marketing da empresa tende a ser conduzida com base nas análises financeiras tradicionais. O CLV surge como uma métrica que poderá apoiar as empresas na definição da sua estratégia, identificando os clientes mais rentáveis que deverão ser priorizados na captação ou fidelizados com um maior esforço pela organização.

Diferentes modelos e abordagens de CLV foram desenvolvidos e testados ao longo do tempo. Dentre eles, cabe mencionar os modelos de abordagem econométrica que utilizam teorias econômicas para explicar o comportamento de compra dos clientes (KUMAR; SHAH, 2015). Esses modelos podem contemplar duas componentes, uma de retenção, ou probabilidade de o cliente estar ativo, e outra para avaliar a evolução das margens ao longo do tempo, as quais, combinadas, resultam no modelo do CLV (GUPTA *et al.*, 2006), componentes relevantes ao contexto desta pesquisa.

Venkatesan e Kumar (2004), Malthouse e Blattberg (2005) e Donkers, Verhoef e Jong (2007) estudaram essa abordagem em diferentes aplicações com similaridades ao contexto em análise e, portanto, este trabalho utilizará os modelos desenvolvidos pelos autores para aplicação no mercado de GLP a granel.

Com base nas perspectivas teóricas apresentadas e no contexto desta pesquisa, este trabalho pretende responder a seguinte questão-problema:

Como o CLV pode ser utilizado para construir uma sistemática de análise de alocação de investimentos para capturar os segmentos de clientes mais rentáveis em uma organização que opera por meio de relações contratuais contínuas?

1.2 Objetivos

1.2.1 Objetivo Geral

Elaborar uma sistemática de análise, com base no *Customer Lifetime Value*, para direcionar os recursos de marketing aos perfis de clientes mais rentáveis de uma empresa que opera em uma configuração contratual contínua.

1.2.2 Objetivos Específicos

Para que seja possível atender ao objetivo geral deste trabalho, os objetivos específicos serão:

- a) Operacionalizar os modelos de retenção de cliente e expansão de margens para o cálculo do CLV, determinando suas componentes e suas variáveis.
- a) Elaborar uma sistemática de análise com base no CLV, PLV e CLV/CAC.
- b) Identificar a melhor alocação dos recursos de marketing nos diferentes perfis de clientes da empresa para maximizar o retorno sobre o capital investido.

1.5 Justificativa

Nos últimos anos, diversas empresas ampliaram o seu foco em torno do *Customer Relationship Management* (CRM¹²). Dessa forma, as empresas passaram a gerenciar as suas interações com os clientes ao longo de toda a relação comercial. Para que seja possível avaliar as estratégias no CRM, as empresas precisam medir o impacto de suas ações e o CLV pode ser utilizado para essa finalidade (BORLE; SINGH; JAIN, 2008; GUPTA; ZEITHAML, 2006).

Como a própria definição do CLV sugere, lucros futuros de um cliente trazidos a valor presente, o CLV é uma métrica preditiva e permite aos profissionais de marketing investir um valor adequado em um cliente hoje para receber um valor esperado deste cliente no futuro. O CLV se diferencia das métricas tradicionais de rentabilidade de clientes justamente pela sua capacidade preditiva enquanto as demais métricas baseiam-se em informações passadas (KUMAR; SHAH, 2015).

Para Rust, Lemon e Zeithaml (2004), uma estratégia de marketing que coloca o cliente no centro e busca ampliar o CLV e o CE é crítica para o sucesso da empresa no longo prazo, pois a base de clientes ativos fornece a fonte mais confiável de receitas e lucros futuros. Para os autores, os direcionadores-chaves para o crescimento do valor da base de clientes são: a percepção de valor pelo cliente, a força de marca e o relacionamento entre o cliente e a empresa. Por meio

¹² *Customer Relationship Management, traduzido como Gerenciamento do Relacionamento com Clientes.*

desses direcionadores, a empresa poderá gerir as relações comerciais, garantindo uma maior fidelidade e continuidade de compras.

Rust, Lemon e Zeithaml (2004) propõem ainda um *framework*, apresentado na Figura 2, que pode ser utilizado para eliminar a subjetividade envolvida nos investimentos em marketing. O marketing pode ser visto como investimento, o qual produz melhorias como um direcionador de *Customer Equity*. Ele promove uma maior percepção de valor, resultando em um aumento da atração e retenção dos clientes. Uma melhor atração e uma maior retenção promovem aumento do CLV e conseqüentemente do CE. O aumento do CE, quando considerada a sua relação com o custo dos investimentos em marketing, resulta em um maior retorno sobre os investimentos em marketing.

Figura 2 - Retorno sobre os Investimentos em Marketing



Fonte: Elaborado pelo autor com base em Rust, Lemon e Zeithaml (2004)

Conectado ao *framework* apresentado acima, este trabalho está concentrado em um melhor investimento dos recursos de marketing gerando um impacto direto em uma melhor atração de clientes, trazendo os perfis de clientes mais rentáveis para a empresa, aumentando o CLV, CE e o retorno sobre os investimentos em marketing.

Nenonen e Storbacka (2016) evidenciam que a maior parte da literatura relevante associada ao CLV e CE são conceituais em sua natureza, o que reforça a necessidade de evidências empíricas de como as empresas podem aplicar o

gerenciamento de CE na prática. Os autores citam ainda que as aplicações de CLV e CE no contexto B2B aparentemente acabaram sendo menos desenvolvidas quando comparadas com as aplicações B2C publicadas recentemente, reforçando a importância de estudos no contexto B2B.

Para Kumar (2018), o estudo do CLV possibilita às empresas conectarem suas estratégias e iniciativas com o valor dos clientes e o valor de toda empresa. A partir da mensuração do CLV, é possível avaliar o valor dos clientes enquanto ativos, gerenciar o portfólio de clientes buscando uma maior lucratividade e nutrir relações com os clientes mais rentáveis. Essas ações permitem ampliar o valor entregue aos acionistas, o *Customer Equity* e consequentemente o valor de toda a organização.

Este trabalho, do ponto de vista acadêmico, pretende avaliar os modelos do CLV, para relações contratuais contínuas, desenvolvendo uma sistemática para seleção dos clientes e perfis mais rentáveis. Os principais modelos da literatura contemplam o cálculo do CLV dos clientes atuais da empresa e esta pesquisa utilizará essa métrica para a captura de novos clientes no mercado brasileiro de energia e no segmento de gás liquefeito de petróleo a granel, podendo ser replicável para outras empresas que operam sob esta configuração.

Do ponto de vista gerencial, após a mensuração do CLV, a empresa e seus gestores poderão rever sua estratégia de alocação de recursos de marketing, gestão de portfólio de clientes e de prospecção visando direcionar seus investimentos para os clientes e os segmentos mais rentáveis, nutrir relações comerciais saudáveis, descontinuar ou reduzir investimentos em clientes menos rentáveis e ainda desenvolver ações que possam gerar um aumento de margem e da fidelidade do cliente, ampliando a lucratividade e impactando positivamente o valor de toda a empresa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O conceito de estratégia, desenvolvido atualmente nas organizações, é oriundo dos pensamentos militares. No livro *Da Guerra*, Von Clausewitz (2010) aponta que as forças disponíveis devem ser empregadas com determinada habilidade que, mesmo na ausência de superioridade absoluta, a superioridade relativa seja atingida no momento decisivo. A noção de aplicação de recursos com habilidade para criar uma posição de superioridade sobre os competidores foi introduzida no mundo dos negócios na década de 50 e tem evoluído desde então (PALMATIER; CRECELIUS, 2019).

Recursos empresariais incluem todos os ativos, capacidades, processos organizacionais, atributos da empresa, informação, conhecimento, entre outros, que são controlados por uma empresa de forma que lhe permitam conduzir e implementar suas estratégias. De acordo com a teoria da Visão Baseada em Recursos (RBV¹), visão baseada em recursos, uma empresa tem uma vantagem competitiva sustentável quando ela possui recursos capazes de empregar uma estratégia de geração de valor que não está sendo implementada por nenhum outro competidor. Para que um recurso empresarial tenha o potencial de gerar uma vantagem competitiva sustentável, ele deve ser: valioso, raro e imperfeitamente imitável (BARNEY, 2001).

Estrategistas de marketing do século XXI concordam amplamente que o sucesso do ponto de vista dos acionistas e dos *stakeholders* depende da presença de vantagens competitivas sustentáveis sob a perspectiva do cliente, em acordo com a filosofia da estratégia de fora para dentro (*outside-in strategy*) e de uma abordagem de cliente no centro (*customer-centric*) (DAY; MOORMAN, 2010; LEE *et al.*, 2015). Palmatier e Crecelius (2019) apontam que a construção de uma estratégia mais eficiente se inicia pela geração de valor ao cliente, porque são os clientes que podem direcionar o sucesso ou o fracasso de uma estratégia e permitem que uma parcela desse valor seja capturada pela empresa.

O valor do cliente pela ótica da empresa, por sua vez, está relacionado com a lucratividade que a empresa terá com esse cliente. O valor do cliente para a empresa é referenciado pela literatura em uma série de diferentes termos, como *customer profitability* (STORBACKA, 1997), *lifetime value* (LTV) (KEANE; WANG,

¹ *Resource Based View*, traduzido como Visão Baseada em Recursos.

1995), *customer lifetime value* (CLV) (BERGER; NASR, 1998), *customer valuation* (WYNER, 1996), *customer lifetime valuation* (DWYER, 1989), *customer relationship value* (WAYLAND; COLE, 1997), entre outros. Os estudos nessa área se iniciaram a partir da emergência da teoria do marketing de relacionamento e da crescente disponibilidade de dados das transações comerciais e dos custos envolvidos em um nível individual de cliente (MULHERN, 1999).

O marketing de relacionamento pode ser definido como o processo de criar, manter e ampliar fortes relações de valor com clientes e outros *stakeholders*. Possui uma orientação mais direcionada ao longo prazo, tendo como meta entregar valor ao cliente e como medida de sucesso a satisfação do cliente. O marketing de relacionamento requer que todos os departamentos da empresa trabalhem integrados ao departamento de marketing para servir ao cliente, o que envolve construir relações nos diferentes níveis, econômico, técnico, social e legal, objetivando uma maior fidelidade do cliente junto à empresa (KOTLER *et al.*, 2005).

Customer Relationship Management (CRM), ou gerenciamento das relações com clientes, é uma abordagem estratégica vinculada à geração de valor superior ao acionista da empresa por meio do desenvolvimento de relações apropriadas com clientes e segmentos chave. CRM une tecnologia da informação com estratégias de marketing de relacionamento para criar relações rentáveis e de longo prazo com clientes e outros *stakeholders*. O CRM possibilita a utilização de dados para que a empresa possa entender e cocriar valor com o seu cliente (PAYNE; FROW, 2005).

Verhoef e Lemon (2013) apontam que a definição de *Customer Value Management* (CVM), gestão de valor dos clientes, possui muitas similaridades com a definição de CRM de Payne e Frow (2005). Entretanto, o foco da CVM está no uso de dados de clientes para desenvolver estratégias centradas no cliente para a geração de valor econômico por meio da relação comercial entre o cliente e a empresa no longo prazo. Os autores apontam que a definição de CRM possui um foco mais amplo e que, na prática, o termo CRM é frequentemente vinculado aos softwares para gestão da força de vendas das empresas.

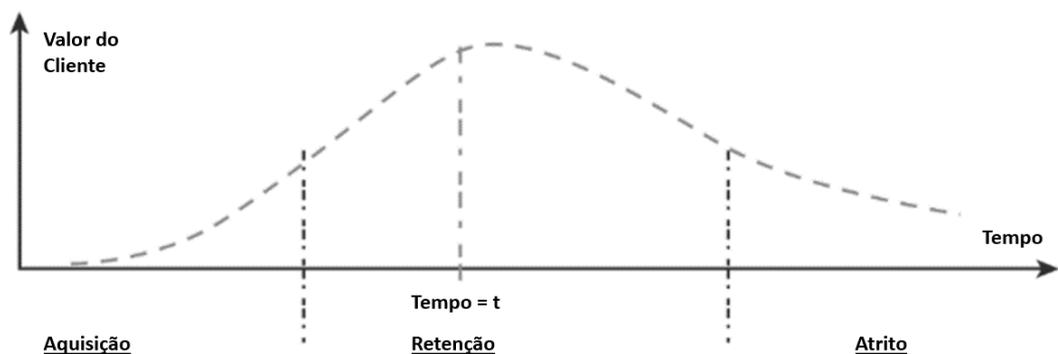
Pela CVM, determinar e maximizar o valor da base de clientes da empresa é uma das metas centrais. Para determinar o valor da base de clientes, a CVM utiliza o CLV como uma métrica essencial (VERHOEF; LEMON, 2013). Em relação à maximização do valor da base de clientes, as empresas podem atingir esse objetivo atraindo novos clientes, aumentando a retenção, gerando expansão da base,

recuperando clientes antigos, suportando o encerramento de relacionamentos não rentáveis e alocando recursos de maneira efetiva entre os clientes (BOLTON; LEMON; VERHOEF, 2004; VERHOEF; DOORN; DOROTIC, 2007).

A partir dos anos 80, com as pressões econômicas e competições globais, as empresas e os seus setores se mobilizaram em torno da área financeira. Como consequência do evento observado, ocorreu uma crescente pressão sobre a entrega de resultados traduzidos sob a forma da performance dos negócios. Métricas como volume de vendas, receitas, e a satisfação dos clientes tornaram-se usuais nas empresas. Contudo, para que seja possível garantir uma performance financeira superior aos concorrentes, novas métricas conectadas com o valor de longo prazo precisam ser incorporadas nas empresas, tais como o valor da marca (*brand equity*), o CLV e o CE (BOLTON, 2004).

Kumar (2008b) defende que as decisões gerenciais, no que tangem seus clientes, devem ser feitas com base na expectativa do valor futuro a ser capturado. A Figura 3 representa o ciclo de vida típico de um cliente com a empresa em seus três períodos, aquisição, retenção e atrito e relaciona o valor capturado pela empresa em cada uma das diferentes fases. Dentro da fase de retenção, costuma ser onde a empresa captura o maior valor.

Figura 3 - Ciclo de Vida Típico de um Cliente



Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Kumar (2008b, p. 04)

Com base no valor esperado do cliente, a empresa pode avaliar os custos de aquisição ou, ainda, decidir sobre o aumento ou a redução de investimentos em marketing caso seja possível prever o comportamento das receitas ao longo do tempo. O CLV é uma métrica que permite prever este comportamento e direcionar as estratégias de marketing da organização (KUMAR, 2008b).

Jain e Singh (2002) apontam que, pela perspectiva da empresa, o ciclo de vida do cliente pode ser compreendido como uma série de transações entre a empresa e o seu cliente, durante todo o período que o cliente permanece fazendo negócios com a empresa. Os ciclos de vida de clientes variam de negócio para negócio e de cliente para cliente, podendo ser curtos ou longos dependendo da natureza do negócio da empresa, do perfil do cliente e da interação entre cliente e empresa.

Churn é o termo que caracteriza quando um cliente está migrando de uma empresa para outra ou encerrando a sua relação comercial. Como cliente, ele ainda possui uma relação com a empresa atual, mas irá partir para um competidor em breve, o que demonstra uma redução da sua fidelidade. Clientes que apresentam este comportamento também são chamados de “churners” (GLADY; BAESENS; CROUX, 2009). O cliente pode ser considerado um desertor parcial caso tenha reduzido as suas compras para um padrão de recorrência abaixo da média (BUCKINX; VAN DEN POEL, 2005).

O *Churn* é um fator diretamente relacionado ao CLV e ao CE; portanto, a sua mensuração e a compreensão dos motivos que levam a este fenômeno é de suma importância para a rentabilidade da empresa. Algumas das razões que levam ao *Churn* podem ser intrínsecas ao cliente, como propensão de troca ou sensibilidade de preço, enquanto outras são extrínsecas, como as ações da concorrência. Inclusive, clientes com bons níveis de satisfação, em segmentos de alta competitividade, podem tender ao fenômeno de *Churn*. Conhecendo os fenômenos atrelados ao *Churn* dos clientes, a empresa poderá utilizar os seus recursos com maior efetividade para maximizar o CE (VILLANUEVA; HANSSENS, 2007).

Reichheld, Markey e Hopton (2000) apontam que uma das grandes vantagens do investimento em retenção dos clientes é que os lucros gerados tendem a acelerar ao longo do tempo. A fidelidade dos clientes por si só já representa uma medida da entrega de valor superior, já que eles retornam para uma nova compra e inicia-se um efeito cascata dentro do negócio:

1. Receitas e participação de mercado crescem enquanto os melhores clientes entram para os balanços do negócio, construindo recorrência nas compras e indicações da empresa para outros clientes.
2. Custos são cortados, uma vez que as despesas em aquisição, para servir os novos clientes e para repor antigos clientes, são reduzidas.

3. Retenção de funcionários aumenta, pois o prêmio e a satisfação pelo trabalho aumentam, criando um ciclo virtuoso através de uma maior familiaridade e melhor serviço ao cliente. Dessa forma, a produtividade de resultados é ampliada por meio de uma maior retenção dos colaboradores.

Assim, enquanto os custos são reduzidos e as receitas são ampliadas, os lucros crescem, possibilitando à empresa investir em maiores benefícios aos funcionários e em novas atividades e recursos que possam ampliar o valor percebido pelo cliente. Tal medida leva a um aumento da retenção tanto dos funcionários como dos clientes. Os lucros, portanto, são importantes não por representarem um fim em si mesmos, mas porque possibilitam à empresa ampliar o valor e prover incentivos para que os funcionários, clientes e investidores se mantenham leais (REICHHELD; MARKEY; HOPTON, 2000).

Com o objetivo de estudar o comportamento dos clientes, Jackson (1985) agrupou os clientes industriais em duas grandes categorias: *lost-for-good* e *always-a-share*. O comportamento *lost-for-good* assume que ou o cliente está completamente comprometido com o vendedor atual ou o cliente está totalmente perdido e comprometido com outro vendedor. Já, no comportamento *always-a-share*, o cliente pode facilmente trocar entre seus vendedores, estando ativo com mais de um fornecedor ao mesmo tempo. Geralmente, são os custos de troca que constituem o principal decisor na adoção de um comportamento sobre o outro para os clientes industriais (BERGER; NASR, 1998).

Indo além das classificações de Jackson (1985), Schmitlein, Morrison e Colombo (1987) agruparam os clientes para analisar quando um cliente está ativo ou inativo sob duas óticas: oportunidades para transações (se contínuas ou discretas) e se o tempo em que o cliente se torna inativo é possível de ser observado (como no caso de contratos e subscrições).

Kumar e Shah (2015) adaptaram a classificação de Schmitlein, Morrison e Colombo (1987) traduzindo a ótica do tempo em que o cliente se torna inativo para tipo de relação com clientes, classificando-a como contratual e não contratual e mantendo a ótica de oportunidades para transações contínuas e discretas. Esta classificação pode ser verificada na Figura 4, com exemplos de aplicação. Os autores apontam que, quando se desenvolve um modelo de CLV, é importante caracterizar em qual quadrante dessa classificação se encontra a operação da

empresa, sendo que, em certas situações, é possível que um modelo desenvolvido para transações discretas possa ser utilizado em contínuas (e vice e versa). No entanto, a fronteira das relações contratuais e não contratuais não pode ser ultrapassada.

Figura 4 – Classificando Bases de Clientes

Oportunidade para Transações	Contínua	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Compras em lojas (departamento, mercado, etc.) ▪ Visitas ao médico/dentista ▪ Hospedagem em hotéis 	<ul style="list-style-type: none"> • Serviços de telefonia e internet • Serviços de TV a cabo • Fornecimento de energia elétrica e gás • Serviços bancários
	Discreta	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Participação em palestras/ eventos • Compra de revistas e jornais em ponto de venda • Compra de medicamentos prescritos (uso não contínuo) 	<ul style="list-style-type: none"> ▪ Assinatura de revistas ▪ Planos de Saúde com renovação anual ▪ Contratos de serviços renováveis e com desembolso fixo (mensal, anual)
		Não Contratual	Contratual
		Tipo de relacionamento com clientes	

Fonte: Elaborado pelo autor a partir de Schmitlein, Morrison e Colombo (1987) e Kumar e Shah (2015)

A partir dessa classificação, verifica-se que a empresa analisada está classificada como tipo de relacionamento com clientes contratual e oportunidade para transações contínua. Dessa classificação, decorre a escolha do modelo de CLV que é abordado no capítulo de metodologia (KUMAR; SHAH, 2015).

2.1 Métricas Tradicionais de Valor e Fidelidade de Clientes

Algumas métricas que antecedem o CLV foram elaboradas para mensurar e gerenciar a fidelidade dos clientes. Além disso, objetiva-se possibilitar aos gestores da empresa direcionar os recursos para um grupo de clientes que possa trazer o maior lucro e, assim, garantir o maior retorno sobre o investimento realizado. Dentre as métricas mais utilizadas pelas empresas, podemos citar a RFM², PCV³ e SOW⁴, as quais serão apresentadas neste capítulo e servirão como base para os modelos de CLV (KUMAR, 2008a).

² *Recency, Frequency and Monetary*, ou em português, Recência, Frequência e Monetariedade.

³ *Past Customer Value*, traduzido como Valor Passado do Cliente.

⁴ *Share-of-Wallet*, traduzido como Participação na Carteira do Cliente.

2.1.1 Modelos RFM

Os modelos RFM têm sido amplamente utilizados no marketing direto e foram desenvolvidos com o objetivo de direcionar programas para um grupo específico de clientes, aumentando as suas taxas de resposta, como por exemplo na aplicação de mala direta. Estudos sugerem que os dados de compras passadas dos clientes são mais úteis e apresentam melhores respostas para prever o comportamento de compra futuro do que o uso de dados demográficos (GUPTA *et al.*, 2006).

A abordagem RFM está relacionada aos termos recência (R), frequência (F) e valor monetário (M) e prevê os comportamentos de compra do cliente da seguinte maneira (KUMAR, 2008):

- Recência (R): Clientes que compraram recentemente tem uma maior probabilidade de comprar novamente em comparação com clientes que não compram há algum tempo.
- Frequência (F): Clientes que realizaram compras com uma frequência maior tem maior probabilidade de comprar em comparação a clientes que fizeram apenas uma ou duas compras.
- Valor monetário (M): Clientes que gastaram uma maior quantia têm maior tendência a comprar novamente.

Dessa forma, o modelo RFM e seus estudos relacionados propõem que os clientes que pontuaram mais nos atributos RFM (compraram recentemente, em uma frequência maior e gastaram a maior quantia) são considerados como os mais responsivos para futuras ofertas e elencados como os principais clientes para ações de marketing futuras (KUMAR, 2008).

Para Kumar (2008), os modelos RFM funcionam muito bem para empresas que possuem grande volume de dados. Podem auxiliar as empresas a atacar os clientes mais valiosos e que possuem maior chance de compra, evitando custos de comunicação e campanhas com clientes que apresentam menor probabilidade de resposta. Entretanto, os modelos RFM podem ser aplicados apenas aos clientes dos quais a empresa já possui dados históricos de compra e não para o direcionamento da prospecção de novos clientes.

2.1.2 *Past Customer Value*

A teoria do *Past Customer Value* (PCV), ou valor passado do cliente, é baseada na hipótese de que a performance passada de um cliente é um indicador da sua lucratividade futura. Sendo assim, os clientes podem ser classificados de acordo com uma pontuação PCV calculada. Esta pontuação pode ser mensurada utilizando as contribuições de margem dos clientes em diferentes períodos e ajustando pelo valor do dinheiro no tempo, por meio de uma taxa de desconto (KUMAR, 2008).

Este modelo trouxe como ponto positivo a mensuração das margens dos clientes ao longo do tempo, trazidos a valor presente, conceito que foi utilizado como base para o CLV. Em contrapartida, não considera a probabilidade de o cliente estar ativo no futuro e não incorpora os custos de manutenção das relações comerciais (KUMAR, 2008).

2.1.3 *Share-of-Wallet*

Share-of-wallet (SOW) é uma métrica que mede o valor total que os clientes estão gastando em uma marca específica em comparação a outras, indicando a preferência por determinada marca. Uma vez que indica a preferência, pode também ser um indicador de fidelidade de clientes com a marca. Sendo uma medida de comportamento de consumo, presume-se que é mais confiável para indicar preferência, poder de marca e possibilidade de recompra do que medidas como a própria satisfação dos clientes (KUMAR, 2018).

2.1.4 Métricas Tradicionais x *Customer Lifetime Value*

Apesar da RFM, PCV e SOW serem métricas comumente utilizadas para gerenciar a fidelidade e mensurar o valor futuro dos clientes, o principal ponto negativo é que elas não são preditivas e não consideram a probabilidade de o cliente estar ativo no futuro, elas apenas analisam o comportamento de compra passado e o extrapolam para o futuro para determinar a lucratividade esperada de um cliente (KUMAR, 2008; KUMAR; REINARTZ, 2006).

O CLV, por sua vez, incorpora tanto a probabilidade de o cliente estar ativo no futuro, como também os custos específicos para o reter, além de mudanças na margem de contribuição devido a, por exemplo, uma maior competitividade. Portanto, o CLV não é uma simples extrapolação do PCV (KUMAR, 2008).

Considerando que o CLV é conceitualmente uma métrica superior para gerenciar clientes e para direcionar as estratégias das empresas, os próximos capítulos deste trabalho abordarão o seu conceito, forma de mensuração e os diferentes modelos existentes.

2.2 O *Customer Lifetime Value*

Para Dwyer (1989), o CLV representa o valor presente dos benefícios esperados de um cliente menos os custos necessários para manter esta relação comercial. Sua definição incorpora tanto os benefícios diretos como as receitas do cliente quanto os benefícios indiretos como os efeitos de rede. Berger e Nasr (1998) utilizam da definição de cliente rentável de Kotler e Armstrong (1996) para caracterizar o CLV: “Um cliente rentável pode ser definido como uma pessoa, residência, ou empresa onde as receitas ao longo do tempo excedem, por um montante aceitável, os custos da empresa de atração, venda e de servir este cliente” (TRADUÇÃO NOSSA)⁵. Sendo assim, o CLV pode ser definido como a diferença entre as receitas e os custos envolvidos na relação comercial ao longo do tempo.

Na definição apresentada por Gupta *et al.* (2006), o CLV pode ser definido como o valor presente de todos os lucros futuros obtidos de um cliente ao longo da sua vida (*lifetime*) enquanto cliente da empresa. Essa definição utiliza dois conceitos importantes, considera o valor do dinheiro no tempo, o qual é descontado por uma taxa adequada vinculada a cada empresa e país, conceito similar ao método de fluxo de caixa descontado utilizado em finanças, e incorpora o tempo de vida do cliente refletindo a probabilidade de perda ou migração desse cliente para outras empresas no futuro.

Singh e Jain (2013) apresentam o *Prospect Lifetime Value* (PLV) para mensuração de clientes em prospecção, métrica que incorpora todos os fatores considerados no CLV descontando o custo de aquisição do cliente. Como nem todos

⁵ Kotler e Armstrong (1996) *apud* Berger e Basr (1998, p.18).

os modelos consideram o custo de aquisição, é possível incorporá-lo para projetar o valor a ser capturado de um novo cliente.

Os principais fatores que impactam o CLV são: o tempo de vida do cliente (*lifetime*), o tempo entre compras, as atividades de marketing da empresa, os efeitos de rede (*word-of-mouth*), a taxa de desconto do capital da empresa e os custos envolvidos na aquisição, retenção, de capital e das atividades de empresa (SINGH; JAIN, 2013).

Como definido, o CLV representa o valor vitalício de um cliente para a empresa. Logo, é o valor que será capturado individualmente. O valor de toda a base de clientes é denominado *Customer Equity* (CE) e pode ser calculado tanto na forma estática, *Static Customer Equity* (SCE⁶), somando-se o CLV de todos os clientes ativos, quanto na forma dinâmica, *Dynamic Customer Equity* (DCE⁷) que avalia, além dos atuais, os futuros clientes da empresa (VILLANUEVA; HANSSENS, 2007). Gupta e Lehmann (2003) demonstraram que o DCE é uma boa aproximação para o valor econômico de toda a empresa, pois contabiliza os atuais e futuros relacionamentos com os clientes e, conseqüentemente, os seus fluxos de caixa.

Nos próximos capítulos, serão apresentados os modelos de CLV, porém é importante ressaltar que existem duas grandes formas de mensurá-los, como apresentado por Kumar (2008), uma pela abordagem *top-down* e outra pela abordagem *bottom-up*:

- *Top-down* (agregada): Pela lógica *top-down*, o CLV é calculado como um valor médio de todos os clientes. Primeiramente, calcula-se o CE e, em seguida, o CLV é determinado pela divisão do CE entre os clientes da empresa. Tem como principal vantagem a possibilidade de mensurar o CE sem o cálculo do CLV em um nível individual permitindo que a empresa consiga mensurar o valor da sua base de clientes. Como desvantagem, destaca-se o ponto de que esse modelo considera que os CLVs de todos os clientes são iguais entre si, porém, na prática, para determinados negócios, o valor de cada um dos clientes se difere de maneira substancial.
- *Bottom-up* (individual): Neste modelo, o primeiro passo é a mensuração do CLV de cada cliente da empresa em um nível individual e, após, os CLVs

⁶ *Static Customer Equity*, traduzido como Valor Econômico Estático da Carteira de Clientes.

⁷ *Dynamic Customer Equity*, traduzido como Valor Econômico Dinâmico da Carteira de Clientes.

são somados para cálculo do CE. Este modelo requer informações em um nível individual de cada cliente e tem como ponto negativo a necessidade de elevado poder computacional para empresas que possuam grandes quantidades de clientes e dados. Entretanto, este modelo permite aprofundar o conhecimento dos clientes em um nível individual, agrupá-los em segmentos baseados em valor e direcionar as estratégias de marketing para garantir maiores retornos à empresa.

2.3 Modelos Básicos e Estruturais do *Customer Lifetime Value*

Os modelos básicos e estruturais do CLV refletem as definições apresentadas no subcapítulo anterior, com o conceito de valor presente líquido, a taxa de desconto do capital no tempo, as receitas, custos e até mesmo a probabilidade de o cliente estar ativo no futuro, seguindo a abordagem individual (*bottom-up*). Para Borle, Singh e Jain (2008), estes modelos podem ser úteis na ausência de um modelo mais elaborado para o cálculo do CLV, porém Singh e Jain (2013) reforçam que nem sempre estes modelos apresentam a acurácia desejada.

2.3.1 Jain e Singh (2002)

Os autores apresentam um modelo básico estrutural para o cálculo do CLV, tendo como base o valor presente líquido (VPL⁸) dos fluxos de caixa futuros dos clientes. A ideia principal do uso do VPL captura a essência deste modelo. Diversos modelos seguem esta lógica, adotando algumas variações. Dentre as características desse modelo, pode-se citar que ele se aplica somente a clientes ativos com a empresa, ignorando a possibilidade de perda, assim como a agregação de novos clientes, pois não considera os custos de aquisição. O modelo é bastante simples e fácil de utilizar, mas não contempla a natureza do processo de compra associado à relação comercial.

⁸ Valor Presente Líquido

2.3.2 Berger e Nasr (1998)

Berger e Nasr (1998) apresentaram modelos matemáticos para cálculo do CLV envolvendo casos de retenção de clientes, indo além de apenas dos exemplos numéricos apresentados anteriormente. Os modelos apresentados por Berger e Nasr (1998) seguem a mesma lógica do modelo básico estrutural de Jain e Singh (2002), utilizando a margem bruta do período (receitas menos custos de venda), porém apresentam variações que consideram os custos promocionais relevantes por cliente no período, a taxa de retenção dos clientes para os períodos seguintes e ainda casos em que a margem bruta não é constante ao longo do tempo.

2.3.3 Gupta *et al.* (2006)

O modelo básico e estrutural de Gupta *et al.* (2006) considera adicionalmente aos modelos de Berger e Nasr (1998) e Singh e Jain (2002) o custo de aquisição de clientes, permitindo que o cálculo do CLV seja realizado tanto para clientes atuais como para clientes futuros da empresa. O CLV neste caso pode ser calculado conforme a equação abaixo:

$$CLV = \sum_{t=0}^T \frac{(p_t - c_t)r_t}{(1+i)^t} - AC$$

Equação 1

Onde: p_t = preço pago por um consumidor no tempo t ; c_t = custo direto de servir o cliente no tempo t ; i = taxa de juros ou custo de capital para a empresa; r_t = probabilidade de o cliente repetir a compra ou estar “vivo” no tempo t ; AC = custo de aquisição (para mensurar o CLV residual de um cliente, este valor deve ser desconsiderado) e T = horizonte de tempo utilizado para estimar o CLV.

2.3.4 Gupta e Lehmann (2003)

Pesquisadores utilizaram diferentes horizontes de tempo para estimar o *lifetime* (tempo de vida) dos clientes. Enquanto alguns arbitraram um horizonte de tempo definido (REINARTZ; KUMAR, 2000; THOMAS, 2001), outros utilizaram um

horizonte de tempo infinito para a mensuração (FADER; HARDIE; LEE, 2005; GUPTA; LEHMANN; STUART, 2004).

Gupta e Lehmann (2003) demonstraram que, ao utilizar um tempo de vida “esperado”, o CLV pode ser substancialmente subestimado. Dessa forma, quando as margens e taxas de retenção de clientes são constantes ao longo do tempo, em um horizonte de tempo infinito, o CLV pode ser simplificado para:

$$CLV = \sum_{t=0}^{\infty} \frac{(p - c)r^t}{(1 + i)^t} = m \frac{r}{(1 + i - r)}.$$

Equação 2

Onde: p = preço pago por um consumidor no tempo t, c = custo direto de servir o cliente no tempo t, i = taxa de juros ou custo de capital para a empresa, r = probabilidade de o cliente repetir a compra ou estar “vivo” no tempo t, m = margem (preços menos custos).

2.4 Modelos Agregados de *Customer Lifetime Value*

Quando dados no nível individual de cliente não estão disponíveis, é possível calcular o CLV médio tendo como base os dados agregados de um conjunto, segmento ou ainda de todos os clientes da empresa. Esta abordagem, que segue a lógica *top-down*, permite a mensuração do CLV utilizando a margem média de contribuição, a taxa de retenção dos clientes e a taxa de desconto do capital empregado (KUMAR, 2008). O CLV médio pode ser calculado por meio da equação (KUMAR; RAMANI; BOHLING, 2004; KUMAR, 2008):

$$CLV = \sum_{t=0}^T \left[\frac{CM}{(1 + \delta)^t} r^t \right] - A,$$

Equação 3

Onde: CLV é o CLV médio dos clientes, CM é a margem média dos clientes, r é a taxa de retenção, δ é a taxa de desconto e A é o custo de aquisição de clientes.

Gupta e Lehmann (2003) demonstraram que é possível calcular o CLV médio da empresa tendo como base apenas os relatórios financeiros publicados por empresas de capital aberto. Os autores citam que os competidores poderiam utilizar

esta abordagem para avaliar o CLV médio dos seus concorrentes ou ainda estimar o valor de mercado de toda a empresa.

Como este trabalho pretende avaliar os dados de cliente em um nível individual, os modelos agregados de CLV não serão exaustivamente abordados e os próximos modelos apresentados estarão relacionados à abordagem individual (*bottom-up*).

2.5 Modelos Probabilísticos

Modelos probabilísticos de CLV explicam comportamentos observados com base em dados e evidências empíricas e assumem que o comportamento do cliente pode ser previsto por meio de uma distribuição de probabilidades (KUMAR; SHAH, 2015). Ao invés de tentar explicar as diferenças entre os comportamentos de cada um dos clientes, os modelos assumem que o comportamento varia dentro do grupo analisado. Com o objetivo de calcular o CLV, os modelos se propõem a prever até quando um cliente ainda estará ativo no futuro e qual será o seu comportamento de compra (GUPTA *et al.*, 2006).

2.5.1 Pareto/Negative Binomial Distribution

Um dos primeiros modelos para analisar o comportamento do cliente sob a ótica probabilista foi o modelo Pareto/NBD⁹ de Schmittlein, Morrison e Colombo (1987). Este não foi um modelo de CLV propriamente dito, porém foi utilizado como base por diversos pesquisadores em seus cálculos de CLV, como Reinartz e Kumar (2000 e 2003) e Fader, Hardie e Lee (2005).

O modelo Pareto/NBD assume que a relação do cliente com a empresa possui duas fases: o cliente permanece ativo por um período não observado e depois se torna permanentemente inativo. Enquanto ativo, o número de transações feitas por um cliente pode ser configurado em um processo de Poisson. As heterogeneidades nas taxas de transações e nas taxas de abandono de clientes seguem uma distribuição gama e variam de forma independente entre os clientes. O tempo de vida do cliente não observado é distribuído de forma exponencial. Após as condições anteriores assumidas, o modelo requer somente duas informações sobre

⁹ *Negative Binomial Distribution*, pode ser traduzido por Distribuição Binomial Negativa.

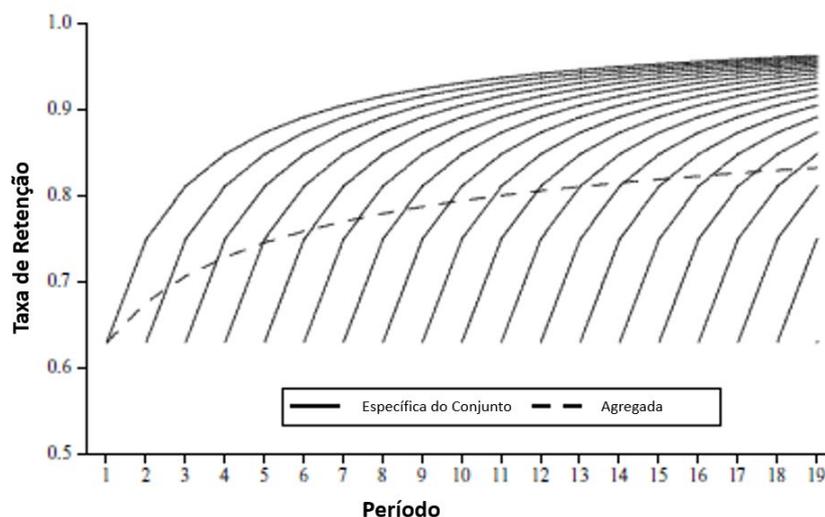
o histórico de compra dos clientes, as variáveis R (recência) e F (frequência) dos modelos RFM descritos anteriormente (SCHMITTLEIN; MORRISON; COLOMBO, 1987).

2.5.2 *Shifted Beta Geometric* (FADER; HARDIE, 2007)

Este modelo se propõe a avaliar configurações contratuais B2B. Nestas configurações, se analisado um conjunto de clientes adquiridos no mesmo momento, usualmente é possível observar que a taxa de retenção desse conjunto de clientes aumenta ao longo do tempo e conseqüentemente dos seus períodos contratuais. Esse efeito pode ser explicado pela dinâmica das relações comerciais em um nível individual, como, por exemplo, o aumento da fidelidade quando o cliente adquire maior experiência com a empresa e ocorre um aumento nos custos de troca do fornecedor (KUMAR; SHAH, 2015).

A Figura 5 demonstra o efeito citado. Ao desmembrar a retenção agregada em conjuntos específicos de clientes por períodos contratuais, é verificado um comportamento semelhante entre eles, com um aumento da taxa de retenção com o passar do tempo. Portanto, considerar uma taxa de retenção agregada para o cálculo do CLV em um nível individual pode direcionar a um cálculo subestimado do CLV (KUMAR; SHAH, 2015).

Figura 5 - Taxa de Retenção de Clientes por Período Contratual



Fonte: Traduzida pelo autor a partir de Kumar e Shah (2015, p.87)

Fader e Hardie (2010 e 2007) demonstram os riscos de ignorar essa heterogeneidade ao estimar a retenção dos clientes e a sua respectiva função sobrevivência. Os autores propõem um modelo para estimar o CLV em durações de tempo discretas, o modelo *shifted beta-geométric*, o qual assume que em uma configuração contratual:

1. Ao fim de cada período de contrato, um indivíduo permanece cliente da empresa com uma probabilidade de retenção constante $1-\Theta$ (equivalente a assumir que a duração da relação cliente-empresa é caracterizada por uma distribuição geométrica).

2. Diferenças individuais em Θ são caracterizadas por uma distribuição beta com parâmetros γ e β .

Para este modelo, é importante considerar as limitações apresentadas, já que o modelo é aplicável somente para configurações contratuais e com horizonte de tempo discreto. Horizonte de tempo discreto corresponde a transações que podem ocorrer apenas em determinados momentos no tempo como as renovações de ciclos de contrato anual. O horizonte de tempo discreto contrasta com o horizonte de tempo contínuo onde as transações podem ocorrer em qualquer momento ao longo do tempo (exemplo: contratos de água, luz e gás). Para uma configuração contratual, o tempo em que o cliente se torna inativo pode ser observado, em contrapartida a uma configuração não contratual, situação em que o cliente não possui um contrato ou uma subscrição junto à empresa (FADER; HARDIE, 2007).

2.6 Modelos Econométricos

Os modelos econométricos de CLV apresentam uma abordagem similar aos modelos probabilísticos, exceto pelo fato de que estes modelos utilizam a teoria econômica para explicar o comportamento do consumidor, como por meio dos modelos *logit*, *probit* e *hazard* (KUMAR; SHAH, 2015). Geralmente, estes estudos modelam três componentes: aquisição de clientes, retenção de clientes e expansão de margem. Após a sua mensuração, essas componentes são combinadas para estimar o CLV (GUPTA *et al.*, 2006).

Os modelos da componente de aquisição de clientes referem-se à primeira compra de novos ou a retomada de antigos clientes. A pesquisa nesta área foca em fatores que influenciam as decisões de compra destes novos clientes e estuda a

conexão entre aquisição e retenção de clientes, assim como os seus impactos no CLV e no CE (GUPTA *et al.*, 2006).

Os modelos da componente de retenção procuram traduzir a probabilidade de o cliente estar ativo no futuro ou repetir as compras com a empresa. Existem duas classes de modelos de retenção de clientes. A primeira considera a perda de um cliente como permanente (*lost-for-good*) e geralmente utiliza modelos de tempo de falha acelerada, *accelerated failure time* (AFT¹⁰), modelos de riscos proporcionais, *proportional hazard* (HP¹¹), ou modelos de tempo discreto de retenção ou *churn*. A segunda classe de modelos de retenção de clientes considera que os clientes podem migrar entre os competidores, em um estado transitório: o (*always-a-share*) e, tipicamente, utiliza modelos de Markov ou de migração de clientes (GUPTA *et al.*, 2006).

O terceiro componente do CLV é a margem gerada por um cliente em cada período ao longo da relação comercial. A margem depende do comportamento de compra passado do cliente, assim como dos esforços da empresa em ampliar a venda de um mesmo produto para este cliente ou por meio da oferta de outros produtos e serviços (*cross-selling*). Os dois conjuntos de estudos para modelar a expansão de margem de clientes referem-se à modelagem da margem diretamente e ao *cross-selling* (GUPTA *et al.*, 2006). Diferentes autores consideraram margem média em seus modelos de CLV e demonstraram que, para algumas indústrias, esta poderia ser uma premissa considerável (GUPTA; LEHMANN; STUART, 2004; REINARTZ; KUMAR, 2003).

2.6.1 Rust, Lemon e Zeithaml (2004)

O trabalho apresentou um modelo de CLV com uma abordagem que utiliza a matriz de troca de Markov para a retenção, deserção e possível retorno de clientes. A matriz de Markov é uma generalização do modelo de migração e é expandida para incluir a perspectiva de múltiplas marcas, representando o comportamento *always-a-share* e sendo o primeiro modelo a considerar a competição.

O modelo considera que existem direcionadores que afetam o CLV dos clientes. Sendo assim, as decisões estratégicas da empresa devem ser tomadas a

¹⁰ *Accelerated Failure Time*, traduzido como Tempo de Falha Acelerada.

¹¹ *Proportional Hazard*, traduzido como Riscos Proporcionais.

fim de ampliar o CE. Dentre esses direcionadores, pode-se citar: publicidade, qualidade de serviço, preço, programas de fidelidade, entre outros. Os parâmetros da probabilidade de compra dos clientes podem ser determinados por meio do modelo *logit*, levando em consideração o impacto dos direcionadores somados aos efeitos de inércia da marca.

São utilizados dados individuais de clientes, de uma amostra de compra, ou intenção de compra para modelar a matriz de troca de cada cliente e estimar os parâmetros do modelo que permitem a mensuração do CLV em um nível individual.

2.6.2 Venkatesan e Kumar (2004)

Os autores avaliaram a aplicação do CLV como uma métrica para seleção de clientes e alocação de recursos de marketing. Demonstraram que clientes que são selecionados com base no CLV fornecem maiores lucros nos períodos futuros do que aqueles selecionados por outras métricas tradicionais de clientes.

O modelo foi desenvolvido para clientes do segmento B2B em relações não contratuais. Como destaque para o presente trabalho, pode-se citar a modelagem da frequência de compra e da evolução da margem de contribuição ao longo do tempo. No estudo, a mudança de margem de um cliente no tempo estava relacionada com a sua margem passada, quantidade de compra, tamanho da empresa, esforços de marketing e segmento da indústria, componentes que podem ser capturadas para aplicação no contexto desta pesquisa.

Como resultado, foi apontado que a utilização do CLV para identificar os clientes mais rentáveis e definir uma estratégia de alocação de recursos pode ampliar o retorno sobre o investimento de maneira significativa. Entretanto, esses benefícios podem não ser capturados instantaneamente, pois é necessário que a empresa, por sua vez, adote uma abordagem centrada no cliente e treine seus colaboradores para gerenciar o relacionamento com clientes com base no CLV.

2.6.3 Malthouse e Blattberg (2005)

Os autores avaliaram a capacidade preditiva de modelos de CLV em quatro diferentes indústrias com diferentes aplicações. Foram utilizados modelos de regressão linear e um modelo de redes neurais, sendo que um dos modelos de

regressão linear testados foi superior na análise comparativa. Sendo assim, avaliaram o modelo dentro das diferentes indústrias e suas bases de dados para verificar a sua capacidade preditiva.

Considerando que o modelo de regressão linear possui um erro atrelado, a variância da variável dependente pode ocasionar um aumento deste erro. Dessa forma, ao avaliarem a capacidade preditiva do modelo, identificaram uma regra empírica denominada 20-55 e 80-15. Essa regra surge da repetição deste resultado nas diferentes empresas avaliadas e que operam sob diferentes configurações e propõe que, dos clientes mais rentáveis da empresa (TOP 20%), 55% serão classificados incorretamente e não receberão o tratamento adequado, enquanto que, dos futuros clientes classificados como normais (BOTTOM 80%), 15% serão classificados incorretamente e receberão um tratamento especial.

Dessa forma, a empresa não pode assumir que clientes inicialmente considerados como altamente rentáveis permanecerão rentáveis no futuro, assim como clientes inicialmente considerados de baixa rentabilidade permanecerão com baixa rentabilidade no futuro. Essa avaliação deve ser utilizada como um direcionador e os autores sugerem que as taxas e custos desta classificação incorreta devem ser consideradas pelas empresas em suas estratégias de seleção e gestão de relacionamento com os clientes. Os autores criticam as estratégias tradicionais que buscam a segmentação e o direcionamento de maiores recursos apenas aos clientes com maior CLV projetado.

2.6.4 Donkers, Verhoef e Jong (2007)

Os autores estudaram a aplicação de modelos econométricos de CLV para a indústria de seguros, uma configuração tipicamente contratual e *lost-for-good*. Para determinar o CLV, separaram a modelagem em duas etapas: a primeira com o objetivo de estimar a retenção dos clientes e a segunda com o objetivo de determinar as receitas e a expansão da margem resultantes do comportamento de compra.

Modelos simples tiveram boa performance quando comparados aos modelos mais complexos existentes. Os modelos de regressão de lucro, modelo de retenção média, de retenção baseada em valores monetários e o modelo tobit II tiveram a maior acurácia para a previsão do CLV. Dentre os critérios de análise utilizados na

pesquisa, o modelo tobit II, que combina um modelo de regressão para prever a expansão de margem e um modelo probit para prever a retenção dos clientes, apresentou a melhor performance entre todos os modelos analisados nesta aplicação.

No trabalho dos autores neste tópico mencionados, é apresentado que a projeção do CLV pode ser utilizada para segmentar os clientes da empresa e, a partir dela, desenvolver diferentes conceitos de serviços para cada um dos segmentos, como, por exemplo, um atendimento personalizado para um grupo específico de clientes. O trabalho sugere que essa medida deve ser adotada apenas caso o CLV possa ser medido com uma acurácia razoável, sendo que o próprio estudo fornece diferentes métodos e modelos para projeção do CLV, os quais precisam ser testados para aplicação nos mercados de interesse.

2.7 Modelos de Persistência

Modelos de persistência projetam o longo prazo ou o comportamento de equilíbrio de uma variável ou grupo de variáveis (KUMAR; SHAH, 2015). Assim como os modelos econométricos, os modelos de persistência focam na modelagem do comportamento de suas componentes, que são: aquisição, retenção e *cross-selling*. Quando uma série de dados de um período suficientemente longo está disponível, é possível tratar essas componentes como parte de um sistema dinâmico (GUPTA *et al.*, 2006).

No contexto do CLV, os modelos de persistência têm sido utilizados, por exemplo, para avaliar o impacto da publicidade, descontos e qualidade de produtos no CE (YOO; HANSSENS, 2005) e para examinar as diferenças no CLV oriundos de diferentes métodos de aquisição de clientes (VILLANUEVA; YOO; HANSSENS, 2008).

Nesse sentido, então, a principal contribuição dos modelos de persistência é que eles projetam o longo prazo ou o comportamento de equilíbrio de uma variável ou de um grupo de variáveis de interesse. Esses modelos podem quantificar a importância relativa de diferentes mecanismos no CLV e no CE, como, por exemplo, a seleção de clientes, métodos de aquisição, geração de indicações e reação competitiva. Esses modelos não são tão difundidos por demandarem elevada

quantidade de dados, divididos em iguais intervalos de tempo e em observações de longo período.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo, será apresentada a metodologia para projetar o *Customer Lifetime Value*, desenvolvendo uma sistemática de análise de novos clientes, para atingir os objetivos deste trabalho. As próximas seções apresentarão o desenho da pesquisa, a amostra, campo do estudo (empresa) e a escolha do modelo.

3.1 Desenho da Pesquisa

A presente pesquisa teve um enfoque quantitativo. Métodos quantitativos utilizam a coleta e análise de dados para responder às questões de pesquisa estabelecidas previamente (SAMPIERI; COLLADO; BAPTISTA LUCIO, 2013). O trabalho pretende avaliar quais modelos de CLV podem ser utilizados para construir uma sistemática de análise de alocação de investimento para capturar os segmentos de clientes mais rentáveis em uma organização que opera por meio de relações contratuais contínuas.

Para isso, foi realizado um aprofundamento no mercado e na empresa foco, para compreender as variáveis que podem influenciar a rentabilidade e o comportamento dos seus clientes, enquanto buscou-se, no referencial teórico, modelos compatíveis e aderentes para prever os lucros futuros dos clientes nesta configuração de relação comercial.

Uma vez definidos os modelos para mensuração do CLV, compreendidas as características do mercado e da empresa e estabelecidos os pré-requisitos do banco de dados, foi necessário identificar um software de apoio para estruturação do modelo. O software selecionado foi o RStudio, um ambiente de desenvolvimento aberto integrado para a linguagem R, com o objetivo de facilitar análises estatísticas, modelagem, cálculos e manipulações gráficas (RSTUDIO, 2022).

Após a aplicação dos modelos no banco de dados, foi possível avaliar os resultados atingidos e capacidades preditivas, assim como avaliar a aplicação dos modelos para o direcionamento dos investimentos nos diferentes perfis de clientes, possibilitando a avaliação da estratégia de prospecção da empresa.

3.2 Dados Utilizados

3.2.1 Descrição da Empresa

O trabalho foi desenvolvido tendo como base uma empresa que comercializa e distribui gás liquefeito de petróleo (GLP), em todo o território nacional. Essa empresa opera em uma configuração majoritariamente B2B, atendendo diretamente outras empresas, por meio de relações contratuais e contínuas. A empresa concordou em participar do estudo, fornecendo os dados e informações adicionais para esta pesquisa, mantendo sua confidencialidade e preservando os dados sensíveis dos seus clientes, visto que se trata de um mercado de elevada competitividade e que a empresa é uma das quatro líderes neste segmento, as quais juntas detêm aproximadamente 85% de participação de mercado.

Foram realizadas reuniões com os gestores da empresa para aprofundar o conhecimento sobre o negócio. Foi relatado que a comercialização deste combustível normalmente requer um investimento inicial em equipamentos no cliente, e que na ampla maioria dos casos é a própria empresa que realiza este investimento, firmando um contrato de comercialização, comprometendo-se a consumir um volume estimado, a um preço acordado por um período determinado, geralmente cinco anos. Esse contrato tem por objetivo garantir o retorno sobre o investimento realizado pela empresa.

Os investimentos se destinam para as instalações da central de GLP a granel e seus equipamentos, os quais são abastecidos com exclusividade pelo fornecedor. O fornecedor, por sua vez, realiza o transporte do gás entre as bases de distribuição e os clientes por meio de caminhões especiais para esse combustível. Os principais custos envolvidos nessa operação, além dos investimentos iniciais, são os custos de matéria-prima e os custos de distribuição.

Essa relação comercial entre a empresa e o cliente configura-se como *lost-for-good* (JACKSON, 1985), uma vez que o cliente não tem como adquirir o GLP de outro fornecedor, pois a central é atendida com exclusividade. Também foi possível classificar essa operação como contratual e contínua, pois as vendas acontecem somente e quando o cliente consome o combustível, ocorrendo em diferente periodicidade ao longo do contrato (KUMAR; SHAH, 2015).

Atualmente, a empresa utiliza uma segmentação por atividade econômica e por volume de vendas para direcionar o relacionamento com os clientes e realiza análises de viabilidade financeira baseada em projeções de volume e preço para decidir sobre os investimentos em novos clientes, avaliando o VPL, taxa interna de retorno e tempo de *payback* do projeto, sem diferenças para os diferentes segmentos de clientes atendidos.

A segmentação por atividade econômica divide-se entre indústria, comércio e serviços (estes dois segmentos são agrupados devido a sua similaridade), agronegócio, condomínios (relacionados aos condomínios residenciais) e medição individual (segmento de condomínios residenciais, porém o faturamento e a cobrança são realizados diretamente ao cliente final, neste caso, o morador).

A rentabilidade projetada nem sempre é garantida. Existem diferenças no perfil e comportamento dos clientes. Conforme relatado pelos gestores, em alguns segmentos em que a empresa atua, como no caso de condomínios residenciais, tendem a apresentar uma maior perenidade e menor propensão ao *Churn*, enquanto clientes do segmento de comércio possuem uma maior probabilidade de perda e risco de falência envolvido. Sendo assim, os fluxos de caixa esperados desses clientes nem sempre se concretizam como projetado nas análises de viabilidade realizadas para os investimentos em novos clientes.

Foi relatado que o segmento de indústria tende a apresentar uma menor margem associada, devido à competitividade nesse setor, principalmente quando associada a maiores volumes de compra. Também informaram uma dificuldade na previsão relacionada ao segmento de agronegócio, já que este é um setor com elevada sazonalidade, devido às diferentes culturas, e, portanto, não foi indicada nenhuma tendência para esse segmento em relação à expansão das margens ou em relação à propensão ao *Churn*.

Apesar de o horizonte de tempo do contrato determinado, a empresa relata que existem situações em que o cliente rescinde o contrato ainda no primeiro período sem que os investimentos sejam retornados para a empresa. Em relação às margens, os contratos preveem reajustes que incidem sobre os preços dos clientes. Logo, a margem não é constante ao longo da relação comercial.

3.2.2 Base de Dados

Neste trabalho, foram utilizados dados secundários de comercialização da empresa em um nível individual de cliente, o que permitiu que fosse construído um modelo *bottom-up* de CLV (KUMAR, 2008). Os dados disponibilizados referiam-se a uma das regionais da empresa em análise e possuíam periodicidade mensal a partir do ano de 2016 até o ano de 2021. Os arquivos foram disponibilizados no formato “.xlsx” para manipulação, tratamento e construção do modelo.

A base de dados utilizada continha as seguintes informações em nível individual de cliente: faturamento, preço de venda, volume de venda, volume previsto quando cliente foi adquirido, custo de matéria prima, margem bruta da operação (faturamento descontado do custo de matéria prima), margem bruta prevista no momento em que o cliente foi adquirido, segmento de acordo com a atividade econômica do cliente, data de início de consumo, data do fim do consumo (se verificado o efeito *Churn*), período da venda (mês e ano) e os investimentos realizados em equipamentos nos clientes no momento da sua aquisição.

Além das informações disponíveis em nível individual de cliente, foram disponibilizados os dados internos de custos envolvidos na operação, sendo eles fixos e variáveis. Os custos variáveis estão relacionados à armazenagem e distribuição, enquanto os fixos compreendem os custos administrativos, tais como consultoria e auditoria, infraestrutura, jurídico e tributário, marketing, pessoal, produção e tecnologia. Esses custos foram rateados proporcionalmente ao volume vendido pela empresa para compor o custo total em nível individual. A taxa WACC¹, ou custo médio ponderado de capital, também foi disponibilizada e é a taxa de desconto atual utilizada pela empresa nas análises de investimento.

As bases foram importadas para um único arquivo no formato “.xlsx” e depois transformadas no formato “.csv” para utilização nos modelos desenvolvidos no RStudio. Para cada uma das componentes do modelo de CLV, foi elaborada uma base de dados. As variáveis utilizadas para compor a base de dados utilizada para os modelos foram definidas considerando a literatura (VENKATESAN; KUMAR, 2004; MALTHOUSE; BLATTBERG, 2005; GUPTA *et al.*, 2006; DONKERS; VERHOEF; JONG, 2007) e as percepções colhidas nas reuniões com os gestores.

¹ *Weighted Average Capital Cost*, traduzido como Custo Médio Ponderado de Capital.

A base para o modelo de expansão de lucros contou com 5142 linhas e sete colunas, e um total de 35.987 observações. Cada linha refere-se a um determinado cliente em um dado período. Sendo assim, as colunas foram formadas pelo código de identificação do cliente (id), ano da observação (ano), margem no período atual (MargemT) em reais/tonelada, margem no ano seguinte (MargemT1) em reais/tonelada, total de anos que o cliente está com a empresa (Anos) e o segmento de atividade econômica do cliente (Segmento).

A base para o modelo de probabilidade de o cliente estar ativo contou com 9.033 linhas e 11 colunas, em um total de 99.363 observações. Cada linha referia-se a um cliente em um determinado período, e as colunas eram compostas por código de identificação do cliente (id), ano da observação (AnoEvento), o ano em que o cliente iniciou sua relação com a empresa (NovoNegocio), a indicação de perda do cliente (*Count*), o segmento de atividade econômica do cliente (Segmento), o volume em toneladas previsto que o cliente iria consumir no momento do fechamento do contrato (vol_orcado_ton), a margem em reais/tonelada prevista que o cliente iria consumir no momento do fechamento do contrato (mg_orcada_rton) e o investimento realizado pela empresa fornecedora em reais (investimento).

3.3 Estruturação do Modelo

A abordagem selecionada para desenvolver esta pesquisa foi a abordagem econométrica com modelagem das componentes de retenção e expansão de margem como apresentado por Venkatesan e Kumar (2004), Malthouse e Blattberg (2005), Gupta *et al.* (2006) e Donkers, Verhoef e Jong (2007). O tipo de modelo escolhido foi o *bottom-up*, o qual avalia o nível individual de cliente (KUMAR, 2008), pois o objetivo do estudo é analisar o investimento em novos clientes com base no CLV.

No trabalho de Donkers, Verhoef e Jong (2007), foram considerados dois tipos de modelos: modelos de relacionamento e modelos de serviço. Modelos de serviço desagregam o lucro dos clientes na contribuição individual por serviço. Já que se trabalhou com um único produto e serviço, foram utilizados modelos de relacionamento.

Os modelos de relacionamento focam na duração do relacionamento e nos lucros totais. Esses modelos foram construídos sobre o modelo de Berger e Nasr

(1989) para o cálculo do CLV de um cliente i no tempo t , em um horizonte de tempo finito (T), como apresentado na equação 4.

$$CLVi, t = \sum_{\tau=0}^T \frac{Lucro_{i,t+\tau}}{(1+d)^\tau} \quad \text{Equação 4}$$

Onde d é a taxa de desconto do capital pré determinada e $Lucro_{i,t+\tau}$ refere-se ao lucro do cliente i no período $t + \tau$.

Para determinar a variável $Lucro_{i,t+\tau}$, dois modelos foram construídos, um para estimar a probabilidade de o cliente estar ativo nos próximos períodos e outro para estimar os lucros nos períodos futuros. Como descrito na equação 5, o lucro esperado para um cliente i no período $t+1$ será igual à probabilidade de o cliente i estar ativo no tempo $t+1$ multiplicado pelos lucros esperados no período $t+1$.

$$E\{Lucro_{i,t+1}\} = ProbAtivo_{i,t+1} \times Lucros_{i,t+1} \quad \text{Equação 5}$$

Como este trabalho tem o objetivo de direcionar os investimentos em novos clientes e as estratégias de Marketing para a organização, a atividade de ordenar o CLV dos clientes e dos seus segmentos e compará-los é suficiente para a decisão dos gestores da empresa. Para que seja possível avaliar a alocação de investimento para captura de clientes, foi utilizada a variável do custo de aquisição de cliente como descrito por Singh e Jain (2013).

Nas próximas seções, serão apresentados os modelos de expansão de lucros, da probabilidade de o cliente estar ativo e, posteriormente, os dois modelos serão combinados para o cálculo do CLV. Para a estruturação dos modelos, foi utilizado o software RStudio (RSTUDIO, 2022).

3.3.1 Probabilidade de o Cliente Estar Ativo

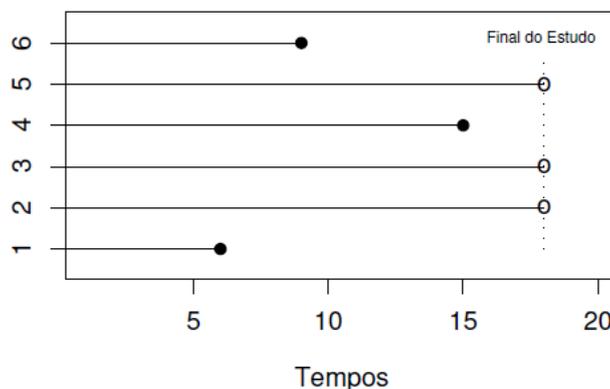
Para estimar a probabilidade de o cliente estar ativo, optou-se pelo modelo de riscos proporcionais (*HP*). Gupta *et al.* (2006) apontam que os modelos de riscos proporcionais são um grupo de modelos de duração amplamente utilizados. Para tanto, inicialmente, foi elaborada uma análise de sobrevivência utilizando o estimador de Kaplan-Meier e, posteriormente, foi utilizado o modelo de riscos

proporcionais de COX, a fim de avaliar o impacto de outras variáveis sobre a probabilidade de o cliente estar ativo ou perdido em períodos futuros.

A análise de sobrevivência ou análise de sobrevida tem por objetivo estimar o tempo de duração esperada até a ocorrência de um determinado evento (KLEINBAUM; KLEIN, 2012). Nesta análise, o evento de interesse é o momento em que o cliente se torna inativo, também conhecido como *Churn*. A análise de sobrevida neste caso se propõe a estimar o tempo de sobrevivência do cliente e a velocidade ou ritmo que o cliente leva para encerrar a sua relação com a empresa.

Ao avaliar a base de dados, observou-se que os dados para o modelo continham censura do tipo I, à direita, ou seja, ao final do período analisado, nem todos os clientes do estudo tinham sido perdidos. Esta configuração pode ser verificada na Figura 6. Colosimo e Giolo (2006) afirmam que, mesmo censurados, todos os resultados de um estudo de sobrevivência devem ser utilizados na análise, pois, mesmo incompletas, as informações censuradas fornecem informações sobre o tempo de vida, e a omissão das censuras no cálculo estatístico pode acarretar em conclusões viciadas.

Figura 6 – Dados com Censura do Tipo I



Fonte: Colosimo e Giolo (2006, p.07)

Estimador de Kaplan-Meier

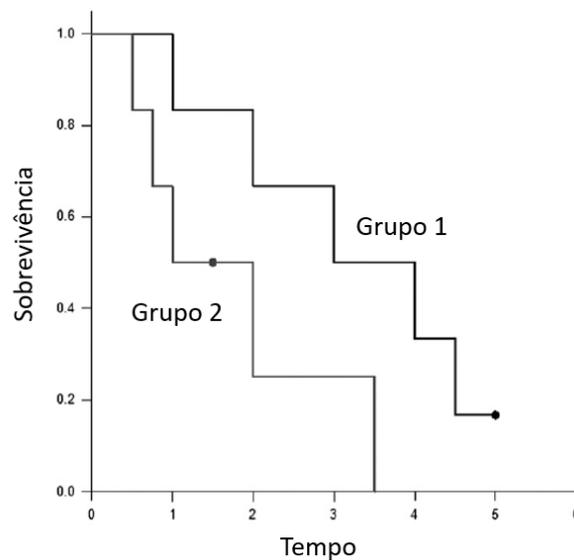
No caso de dados censurados, um dos estimadores amplamente utilizados é o Estimador de Kaplan-Meier, proposto por Eduard Kaplan e Paul Meier em 1958. É um estimador não-paramétrico utilizado para propor a curva de sobrevivência de indivíduos em um determinado período observado (KAPLAN; MEIER, 1992). O estimador de Kaplan-Meier pode ser definido por:

$$\hat{S}(t) = \prod_{j: t_j < t} \left(\frac{n_j - d_j}{n_j} \right) = \prod_{j: t_j < t} \left(1 - \frac{d_j}{n_j} \right) \quad \text{Equação 6}$$

Onde: $S(t)$ é a função sobrevivência; n_j o número de indivíduos sob risco em t_j , ou seja, os indivíduos que não falharam e não foram censurados até o instante imediatamente anterior a t_j ; d_j o número de falhas em t_j , $j = 1, \dots, k$; $t_1 < t_2 \dots < t_k$, os k tempos distintos e ordenados de falha (KAPLAN; MEIER, 1992).

Assim como sugerem Rich *et al.* (2010), o estimador de Kaplan-Meier pode ser utilizado para comparar as curvas de sobrevivência de diferentes grupos de interesse ao longo do tempo. A Figura 7 apresenta como essas curvas podem ser comparadas para dois grupos diferentes. Neste trabalho, após as reuniões com os gestores da empresa, entendeu-se que as curvas dos diferentes segmentos de atividade econômica dos clientes deveriam ser comparadas para que fosse avaliado o comportamento de cada um dos grupos, já que havia relatos de que cada um desses grupos possui um comportamento distinto.

Figura 7 – Curvas de Sobrevivência Obtidas pelo Estimador de Kaplan-Meier para Diferentes Grupos



Fonte: Traduzido e adaptado pelo autor a partir de Rich *et al.* (2010, p.333)

Modelo de Riscos Proporcionais de Cox

O modelo de riscos proporcionais ou regressão de Cox permite a modelagem da função sobrevivência ajustado por covariáveis utilizando dados censurados. É um modelo semi-paramétrico que considera que as taxas de falhas são proporcionais e analisa dados de estudos de tempo de vida em que a resposta é o tempo até a ocorrência do evento de interesse (COX, 1972).

Os modelos de riscos proporcionais geralmente demandam duas etapas, a primeira para elaboração da função de risco base em função da variável tempo e a segunda para os parâmetros de efeitos, avaliando como o risco muda em relação às covariáveis explicativas (COX, 1972; JULLUM; HJORT, 2019).

O modelo propõe uma fórmula, não negativa, para o risco de um determinado indivíduo em função do tempo com covariáveis explicativas, denominadas X. A fórmula pode ser descrita por $H(t, X_1, X_2, \dots, X_k)$ como na equação 7 (KLEINBAUM; KLEIN, 2012).

$$H(t, X) = H_o(t) \sum_{i=0}^p \beta_i X_i + \varepsilon \quad \text{Equação 7}$$

Sendo, $H_o(t)$ a função de risco base, a qual não envolve as covariáveis explicativas X, e configura-se como a componente paramétrica do modelo, t é o tempo ou período, β são os parâmetros associados às covariáveis, X são as p covariáveis explicativas, independentes do tempo e ε o erro associado.

Caso o modelo venha a ter todas as covariáveis explicativas X igual a zero, o modelo se reduz à função de risco base $H_o(t)$ (*baseline cumulative hazard function*), pois a parte exponencial elevada a zero se torna igual a 1 (COX, 1972; JULLUM; HJORT, 2019).

Nesta pesquisa, tendo como base o que foi verificado por meio do estimador de Kaplan-Meier, as covariáveis explicativas consideradas foram o volume do cliente estimado no fechamento do contrato em toneladas, a margem unitária do fechamento do contrato em reais/tonelada, o investimento necessário para cada cliente em reais e os diferentes segmentos de atividade econômica.

Para determinar as covariáveis explicativas do modelo de riscos proporcionais final, foi avaliado o valor-p de cada uma delas. Em um teste de hipóteses, neste

caso, o teste da hipótese de as covariáveis serem explicativas para o modelo, valores-p altos, sugere que a hipótese é nula e rejeita a covariável como explicativa para o modelo e valores-p baixos rejeitam a hipótese nula e sugerem uma alta probabilidade de que as covariáveis sejam explicativas ao modelo (FERREIRA; PATINO, 2015).

3.3.2 Modelo de Regressão de Lucros

Para modelar o crescimento das margens ou lucros ao longo do tempo, Gupta *et al.* (2006) apontam que existem dois grupos de modelos, sendo que um deles modela a margem diretamente enquanto o outro modela *cross-selling* (venda de diferentes produtos). No presente estudo, a empresa em análise comercializa apenas um produto/serviço com os seus clientes. Dessa forma, o modelo utilizado foi o modelo de expansão de margens, ou modelo de relacionamento como definido por Donkers, Verhoef e Jong (2007).

A seu tempo, Venkatesan e Kumar (2004) capturaram as variações de margem ao longo do tempo em uma aplicação B2B, e propuseram que a variação de margem pode ser calculada tendo como variáveis os dados anteriores de margem, a quantidade comprada, tamanho da empresa, esforços de marketing e categoria da indústria (neste trabalho denominada como segmento de atividade econômica).

Malthouse e Blattberg (2005), por sua vez, utilizaram um modelo de regressão linear tendo como variável dependente os lucros do período anterior. Este modelo também foi aplicado por Donkers, Verhoef e Jong (2007) pelo método dos mínimos quadrados ordinários (MQO²) em seu estudo na indústria de seguros, conforme equação abaixo:

$$\text{Profit}_{t+1} = \alpha_0 + \alpha_1 \text{Profit}_t + \varepsilon_t \quad \text{Equação 8}$$

Onde, o Profit (lucro) no período t+1 é definido como a variável dependente a partir do lucro no período t e ε representa o erro atrelado à regressão.

Segundo Gujarati e Porter (2011), a estrutura básica da análise de regressão é o modelo clássico de regressão linear (MCRL³), o qual baseia-se em um conjunto

² Mínimos Quadrados Ordinários

³ Modelo Clássico de Regressão Linear

de hipóteses. Com base nessas hipóteses, os estimadores de mínimos quadrados ordinários (MQO), um dos métodos mais utilizados, assumem determinadas propriedades, sendo que, na classe de estimadores lineares não viesados, os estimadores de mínimos quadrados têm variância mínima.

Neste trabalho, foi usado o modelo de regressão linear, via MQO, utilizando como variável dependente a margem futura e como variáveis independentes as margens do período anterior, assim como o volume (quantidade), segmento de atividade econômica (categoria da indústria), há quanto tempo o cliente está com a empresa e avaliada a interação entre essas variáveis.

Os modelos foram ajustados considerando os dados disponíveis de 2016 a 2020 e posteriormente a sua acurácia foi mensurada nos dados do ano de 2021, permitindo comparar o melhor modelo para a aplicação. Para cada modelo, foi construída uma curva ROC⁴, onde analisamos a acurácia percentual (porcentagem de erro na amostra de validação) para diferentes pontos de corte (LOPES *et al.*, 2014). A acurácia percentual de cada observação *i* na amostra de validação (2021) foi calculada por:

$$ACC = \frac{|Observado(i) - Previsto(i)|}{Observado(i)} \times 100$$

Equação 9

Onde, Observado(*i*) representa o valor observado na amostra de validação, e Previsto(*i*) representa o valor previsto pelo modelo construído.

A Curva ROC representa a acurácia percentual (porcentagem de acerto na amostra de validação, calculada pela equação 9) para cada ponto de corte, onde uma diferença percentual menor do que o ponto de corte é considerada um acerto, e uma diferença percentual maior que o ponto de corte é considerada um erro. Os modelos com uma acurácia maior são representados por aqueles em que as curvas ROC estão acima das demais, pois isso representam uma acurácia maior em diferentes pontos de corte.

Também foi calculada a acurácia percentual média por meio da raiz quadrada do erro percentual médio quadrado (RMSPE⁵), descrita na equação 10 (GÖÇKEN *et*

⁴ Receiver Operator Characteristics.

⁵ Root Mean Square Percentual Error, traduzido como Raiz Quadrada do Erro Percentual Médio Quadrado.

al., 2016), seguindo a mesma técnica de comparação entre diferentes modelos apontada por Donkers, Verhoef e Jong (2007), denominada abaixo como AccPercentual:

$$AccPercentual = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(100 \times \frac{Observado(i) - Previsto(i)}{Observado(i)} \right)^2}$$

Equação 10

Onde, Observado(i) representa o valor observado na amostra de validação, e Previsto(i) representa o valor previsto pelo modelo construído. Logo, quanto menor o RMSPE (AccPercentual), melhor o modelo aproxima os dados previstos dos dados observados na amostra de validação.

3.3.3 Cálculo do Customer Lifetime Value

Tendo os modelos de expansão de lucros e de probabilidade de o cliente estar ativo definidos, estes modelos foram combinados para calcular o CLV. Os modelos anteriores permitem estimar o lucro em cada período e a probabilidade de o cliente estar ativo; essas duas componentes foram multiplicadas e descontadas por uma taxa de desconto d, como descrito na equação 11.

$$CLVi = \sum_{t=0}^T \frac{Profit_{i,t} \times S(t)}{(1+d)^t}$$

Equação 11

Onde, Profit_{i,t} é o lucro do cliente i no tempo t; S(t) é a função sobrevivência ou probabilidade de o cliente estar ativo no tempo t.

Como o modelo de expansão de lucros utilizou uma base unitária da margem (reais/tonelada), foi necessário multiplicá-la pelo volume previsto (em toneladas) de cada cliente para obter os valores absolutos de lucro previsto em reais. Com o objetivo de obter o lucro líquido de cada cliente, essa margem prevista, denominada MargemT, foi descontada dos custos unitários para atender cada cliente, como descrito na equação 12.

$$CLVi = \sum_{t=0}^T \frac{Vol \times (MargemT - Custos) \times Prob\ Ativo\%(t)}{(1+d)^t}$$

Equação 12

A MargemT foi, por fim, obtida pelo modelo de expansão de lucros. A Prob Ativo%(t) foi estimada pelo modelo de riscos proporcionais de Cox. Para o Vol (volume), foi utilizado o dado de volume previsto a ser consumido pelo novo cliente, os Custos estão relacionados às despesas para atender um novo cliente, as quais foram fornecidas pela empresa e calculados em nível individual de cada cliente e a taxa de desconto d também foi fornecida pela empresa, sendo a WACC (*Weighted Average Capital Cost*). O período T considerado foi de cinco anos, contrato padrão que a empresa firma com seus novos clientes e o tempo t foi calculado em anos.

Como descrito por Singh e Jain (2013), o custo de aquisição de clientes, neste caso o investimento realizado em um novo cliente, foi considerado para análise da decisão da alocação de investimento. Duas métricas foram analisadas, o PLV (*Prospect Lifetime Value*), apresentado na equação 13, definido como o CLV descontado do CAC (custo de aquisição de clientes) e o CLV/CAC (para uma análise do CLV esperado frente ao custo de aquisição realizado).

$$PLV = CLV - CAC \quad \text{Equação 13}$$

Definido o método, no próximo capítulo, serão apresentados os resultados obtidos pelos modelos e a sistemática de análise utilizando os dados da empresa após a modelagem no software R-Studio. Os resultados serão discutidos tendo como base as expectativas iniciais coletadas junto à empresa e no referencial teórico deste trabalho.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

A partir dos modelos anteriormente definidos e da base de dados tratada, os modelos foram desenvolvidos dentro do Software RStudio nos seguintes passos:

1. Estimador de Kaplan-Meier;
2. Modelo de Riscos Proporcionais de Cox;
3. Modelo de Expansão de Margem;
4. Cálculo e Análise do CLV, PLV e CLV/CAC.

4.1 Estimador de Kaplan-Meier

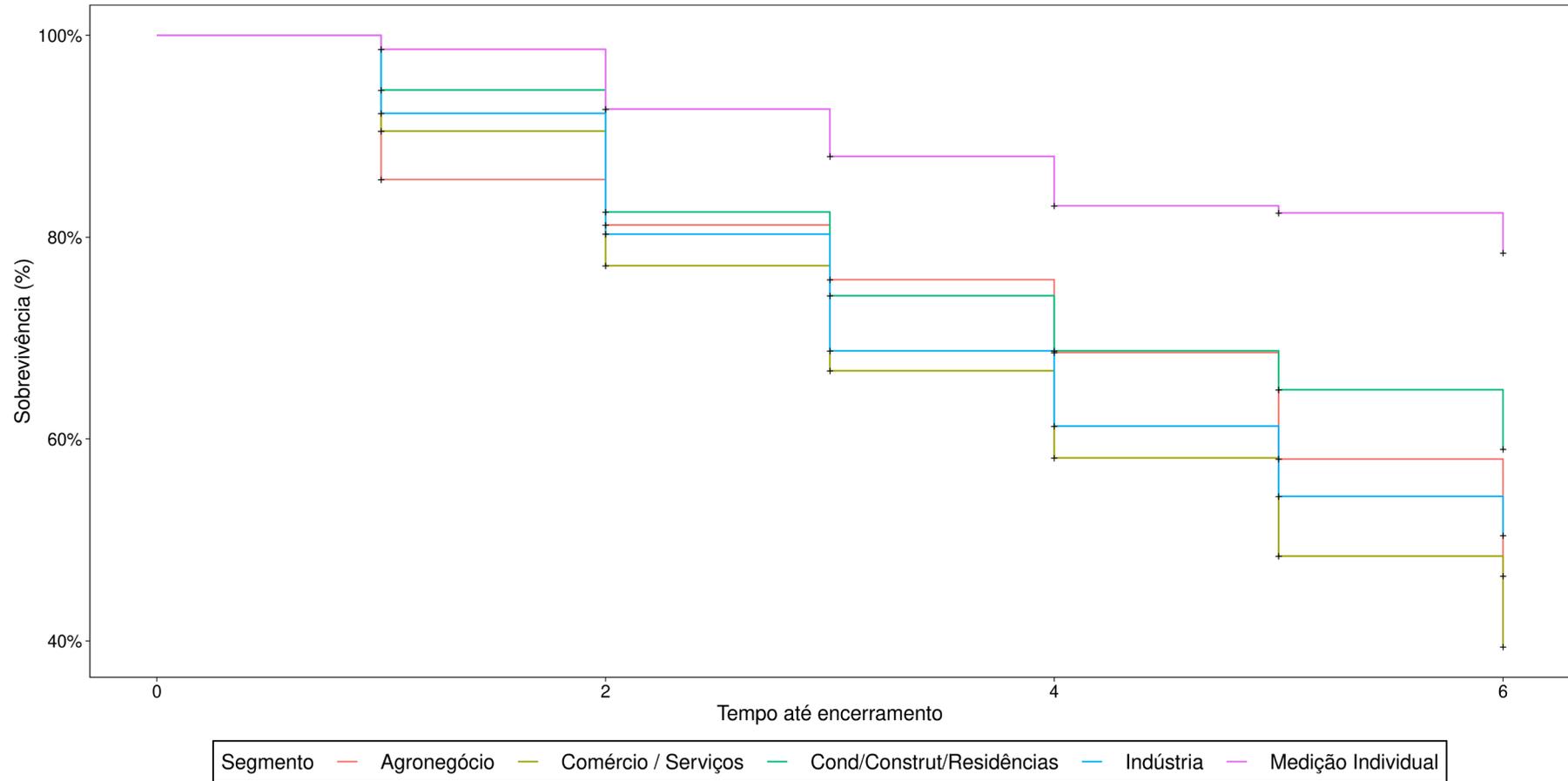
O estimador de Kaplan-Meier foi utilizado separando os diferentes segmentos de atividade econômica dos clientes e as curvas de sobrevivência foram geradas tendo como base os dados do ano de 2016 até 2021, e os clientes que continuaram ativos após esse período foram considerados como censurados, tendo em vista que não foi observado por quantos anos eles continuaram ativos. As curvas de sobrevivência podem ser observadas na Figura 8 e os dados são apresentados na Tabela 1.

Por meio do estimador de Kaplan-Meier, foi possível identificar uma diferença significativa entre os diferentes segmentos em suas curvas de sobrevivência. Os segmentos de Medição Individual e Condomínios foram os segmentos que apresentaram a maior probabilidade de estarem ativos tanto ao final do primeiro ano quanto ao final do último período analisado respectivamente. O segmento de Agronegócio apresentou a menor probabilidade de estar ativo no fim do primeiro ano, porém o segmento de Comércio e Serviços foi o que apresentou a menor probabilidade de estar ativo ao final do período analisado. O segmento de indústria teve a segunda maior propensão ao *Churn* ao final do quinto ano.

Tabela 1 - Sobrevivência ao Longo do Tempo pelo Estimador de Kaplan-Meier

Segmento	1º ano	2º ano	3º ano	4º ano	5º ano
Agronegócio	86%	81%	76%	69%	58%
Comércio / Serviços	91%	77%	67%	58%	48%
Condomínios	95%	82%	74%	69%	65%
Indústria	92%	80%	69%	61%	54%
Medição Individual	99%	93%	88%	83%	82%

Figura 8 - Estimador de Kaplan-Meier da Variável Tempo até Encerramento do Contrato pela Variável Segmento



4.2 Modelo de Riscos Proporcionais de Cox

No modelo de Riscos Proporcionais de Cox, além da covariável dependente segmento, foram incluídas novas covariáveis para que fosse possível analisar o seu efeito sobre a curva de sobrevivência dos clientes. As covariáveis dependentes foram Segmento, margem inicial do cliente em reais/tonelada (*mg_orcada_rton*), volume previsto que o cliente iria consumir em toneladas (*vol_orcado_ton*) e o investimento realizado no cliente (*investimento*). Os dados do modelo são apresentados na Tabela 2.

Tabela 2 - Modelo de Riscos Proporcionais de Cox Inicial

Parâmetro	Estimativa	exp(Estimativa)	Erro-padrão	Valor z	Valor-p
<i>SegmentoComércio/Serviço</i>	0,27	1,31	0,25	1,10	0,27
<i>SegmentoCondomínio</i>	-0,18	0,83	0,27	-0,70	0,49
<i>SegmentoIndústria</i>	0,16	1,17	0,27	0,57	0,57
<i>SegmentoMedição Individual</i>	-0,98	0,37	0,27	-3,69	<0,01
<i>vol_orcado_ton</i>	-0,01	0,99	0,02	-0,38	0,70
<i>mg_orcada_rton</i>	0,00	1,00	0,00	3,35	<0,01
<i>investimento</i>	0,00	1,00	0,00	0,44	0,66

Identificou-se por meio do valor-p que apenas as variáveis dependentes *mg_orcada_rton* e *segmento* foram estatisticamente significativas, pois o valor-p foi inferior a 0,05. Logo, a hipótese nula de sua significância foi rejeitada e essas variáveis foram mantidas para um novo modelo que é apresentado na Tabela 3.

Tabela 3 - Modelo de Riscos Proporcionais de Cox Final

Parâmetro	Estimativa	exp(Estimativa)	Erro-padrão	Valor z	Valor-p
<i>SegmentoComércio/Serviço</i>	0,263	1,301	0,248	1,063	0,28
<i>SegmentoCondomínio</i>	-0,196	0,822	0,264	-0,740	0,45
<i>SegmentoIndústria</i>	0,151	1,163	0,272	0,553	0,57
<i>SegmentoMedição Individual</i>	-0,995	0,370	0,265	-3,752	<0,01
<i>mg_orcada_rton</i>	0,000	1,000	0,000	3,391	<0,01

A partir do modelo final, foi obtida a função risco base $H_0(t)$ (*baseline cumulative hazard function*), que representa o risco basal de perda em cada período (ano) e é apresentada na Tabela 4. A probabilidade de sobrevivência de um cliente com determinadas variáveis dependentes (*segmento* e *mg_orcada_rton*) será calculada a partir desta função.

Tabela 4 - $H_0(t)$ do Modelo de Riscos Proporcionalis de Cox Final

t	$H_0(t)$
1	0,0721855813
2	0,2023166245
3	0,3205721060
4	0,4330755921
5	0,5427747408

Por meio do Modelo de Riscos Proporcionalis de Cox e da Função de Risco Base $H_0(t)$, são apresentadas as equações para a curva de sobrevivência de um cliente ao final do ano t com uma margem inicial m para cada um dos segmentos, a qual será denominada $S(t|\text{Segmento}, m)$, conforme abaixo:

$$S(t|\text{Agronegócio}, m) = H_0(t)^{(0,0002602325 \times m)} + \varepsilon \quad \text{Equação 14}$$

$$S(t|\text{Comércio/Serviço}, m) = H_0(t)^{(0,2633256967 + 0,0002602325 \times m)} + \varepsilon \quad \text{Equação 15}$$

$$S(t|\text{Condomínio}, m) = H_0(t)^{(-0,1957358913 + 0,0002602325 \times m)} + \varepsilon \quad \text{Equação 16}$$

$$S(t|\text{Indústria}, m) = H_0(t)^{(0,1508499033 + 0,0002602325 \times m)} + \varepsilon \quad \text{Equação 17}$$

$$S(t|\text{Medição Individual}, m) = H_0(t)^{(-0,9949215867 + 0,0002602325 \times m)} + \varepsilon \quad \text{Equação 18}$$

Na Tabela 5, apresenta-se a sobrevivência estimada utilizando o Modelo de Riscos Proporcionalis de Cox para diferentes cortes de margem inicial dos clientes em cada um dos segmentos de interesse. Esses cortes foram definidos com base nas margens médias da amostra utilizada.

Tabela 5 – Sobrevivência Estimada pelo Modelo de Riscos Proporcionalis de Cox para os Segmentos em Diferentes Cortes de Margem

Segmento	Margem	Ano 1	Ano 2	Ano 3	Ano 4	Ano 5
Agronegócio	736,31	0,92	0,78	0,68	0,59	0,52
Agronegócio	998,33	0,91	0,77	0,66	0,57	0,49
Agronegócio	1210,67	0,91	0,76	0,64	0,55	0,48
Agronegócio	1448,61	0,90	0,74	0,63	0,53	0,45
Agronegócio	1854,59	0,89	0,72	0,59	0,50	0,42
Comércio / Serviço	736,31	0,89	0,73	0,60	0,51	0,43
Comércio / Serviço	998,33	0,89	0,71	0,58	0,48	0,40
Comércio / Serviço	1210,67	0,88	0,70	0,56	0,46	0,38
Comércio / Serviço	1448,61	0,87	0,68	0,54	0,44	0,36

Comércio / Serviço	1854,59	0,86	0,65	0,51	0,40	0,32
Condomínio	736,31	0,93	0,82	0,73	0,65	0,58
Condomínio	998,33	0,93	0,81	0,71	0,63	0,56
Condomínio	1210,67	0,92	0,80	0,70	0,61	0,54
Condomínio	1448,61	0,92	0,78	0,68	0,60	0,52
Condomínio	1854,59	0,91	0,76	0,65	0,56	0,49
Indústria	736,31	0,90	0,75	0,64	0,54	0,47
Indústria	998,33	0,90	0,74	0,62	0,52	0,44
Indústria	1210,67	0,89	0,72	0,60	0,50	0,42
Indústria	1448,61	0,88	0,71	0,58	0,48	0,40
Indústria	1854,59	0,87	0,68	0,55	0,44	0,36
Medição Individual	736,31	0,97	0,91	0,87	0,82	0,78
Medição Individual	998,33	0,97	0,91	0,86	0,81	0,77
Medição Individual	1210,67	0,96	0,90	0,85	0,80	0,76
Medição Individual	1448,61	0,96	0,90	0,84	0,79	0,75
Medição Individual	1854,59	0,96	0,89	0,83	0,77	0,72

Por meio do Modelo de Riscos Proporcionais de Cox, foi possível verificar que, além do segmento de atividade econômica, a margem de um novo cliente também afeta a sua curva de sobrevivência tendo um efeito inversamente proporcional, ou seja, quanto maior a margem, ou o preço praticado com este cliente no momento inicial da relação comercial, maior a probabilidade de perda deste cliente a cada ano que passa, demonstrando uma relação entre risco e retorno esperado.

Em linha com o que havia sido verificado nas reuniões de aprofundamento na empresa, o segmento de comércio e serviços foi o que apresentou a maior propensão ao *Churn*. Cabe observar que os segmentos de medição individual e condomínios foram aqueles que apresentaram as menores propensões de perda. Não era esperado um impacto das margens na probabilidade de perda do cliente, e não existia uma visão clara sobre a propensão ao *Churn* dos negócios de indústria e agronegócio para esta empresa.

4.3 Modelo de Expansão de Margens

Os modelos definidos anteriormente foram modelados no Software R para avaliação de sua performance e escolha de um modelo final. Partindo-se do modelo linear utilizado por Malthouse e Blattberg (2005) e Donkers, Verhoef e Jong (2007), incorporando as variáveis utilizadas por Venkatesan e Kumar (2004), diferentes modelos foram testados no R, utilizando regressão linear, com e sem interação,

entre as variáveis via método de mínimos quadrados ordinários (MQO). Os modelos foram treinados usando os dados de 2016 a 2020, e os dados de 2021 foram utilizados para avaliar a performance do modelo.

Quatro modelos foram selecionados para análise e comparação dos resultados, os quais serão apresentados abaixo, com suas respectivas equações, coeficientes e gráficos que representam a margem prevista pelos modelos em comparação com a margem observada na amostra.

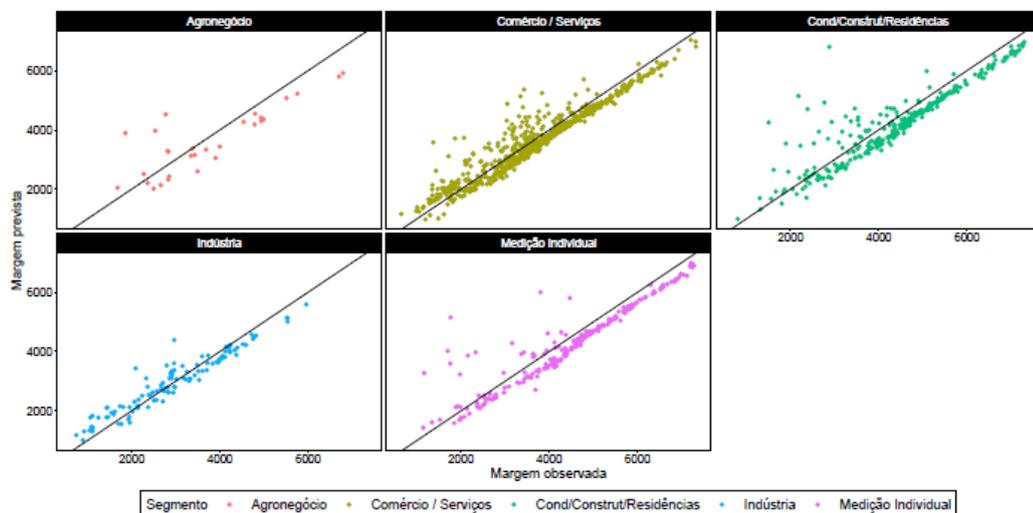
- **Modelo Linear sem Segmento:** Neste modelo, a variável dependente foi a margem futura e a variável independente a margem do ano anterior, conforme equação 19. A Tabela 6 apresenta os coeficientes deste modelo, e a Figura 9 apresenta os dados previstos pelo modelo em comparação aos dados observados.

$$MargemT + 1_i = \alpha_0 + \alpha_1 MargemT_i + \varepsilon_t \quad \text{Equação 19}$$

Tabela 6 – Coeficientes do Modelo Linear sem Segmento

Coeficiente	Estimativa
(Intercept)	692.78
MargemT	0.99

Figura 9 – Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear sem Segmento



- **Modelo Linear sem Interação:** A variável dependente foi a margem futura e as variáveis independentes foram a margem do ano anterior e o segmento, conforme equação 20. A Tabela 7 apresenta os coeficientes deste modelo, e a Figura 10 apresenta os dados previstos pelo modelo em comparação aos dados observados.

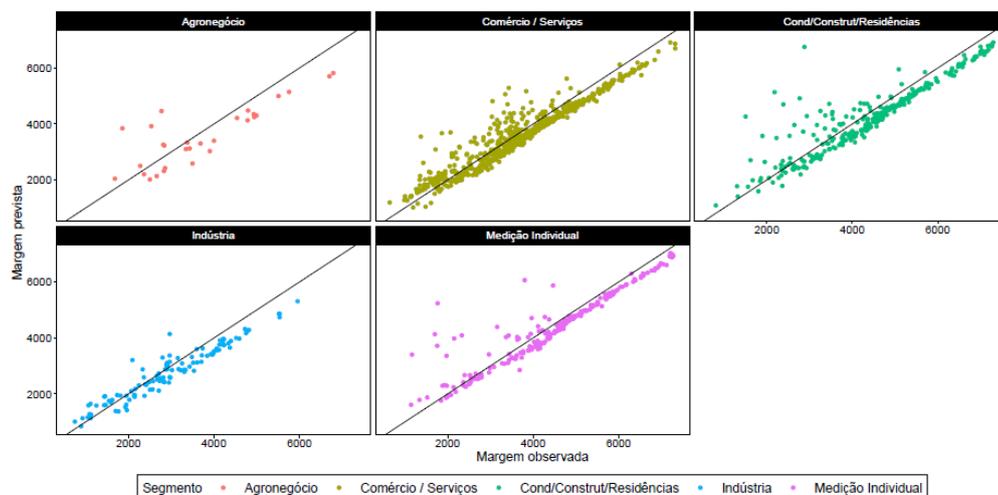
$$MargemT + 1_i = \begin{cases} \beta_0 + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Agro} \\ (\beta_0 + \beta_2) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Com ou Serv} \\ (\beta_0 + \beta_3) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Cond} \\ (\beta_0 + \beta_4) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Ind} \\ (\beta_0 + \beta_5) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se MI} \end{cases}$$

Equação 20

Tabela 7 - Coeficientes do Modelo Linear sem Interação

Coeficiente	Estimativa
(Intercept)	723.72
MargemT	0.97
SegmentoComércio / Serviços	6.56
SegmentoCondomínio	69.45
SegmentoIndústria	-190.33
SegmentoMedição Individual	164.59

Figura 10 - Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear Sem Interação



- Modelo Linear com Tendência sem Interação:** A variável dependente foi a margem do ano seguinte e as variáveis independentes foram a margem do ano anterior, o segmento e há quanto tempo o cliente está com a empresa, denominado ano, conforme equação 21. A Tabela 8 apresenta os coeficientes deste modelo, e a Figura 11 apresenta os dados previstos pelo modelo em comparação aos dados observados.

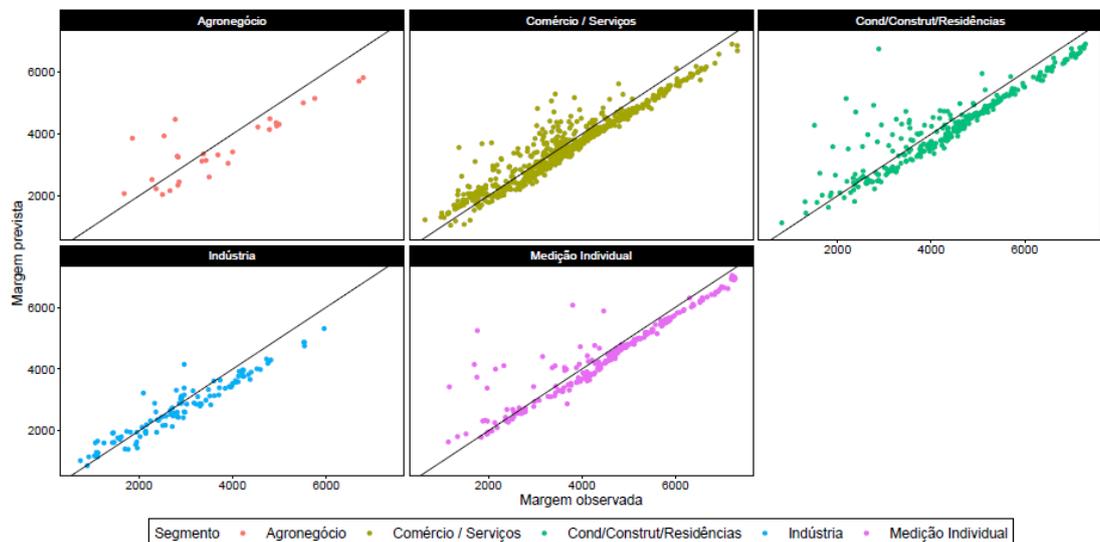
$$MargemT + 1_i = \begin{cases} \beta_0 + \beta_1 MargemT_i + \beta_2 Ano + \varepsilon_t, & \text{se Agro} \\ (\beta_0 + \beta_3) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Com ou Serv} \\ (\beta_0 + \beta_4) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Cond} \\ (\beta_0 + \beta_5) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Ind} \\ (\beta_0 + \beta_6) + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se MI} \end{cases}$$

Equação 21

Tabela 8 - Coeficientes do Modelo Linear com Tendência sem Interação

Coeficiente	Estimativa
(Intercept)	-17769.57
MargemT	0.96
SegmentoComércio / Serviços	4.51
SegmentoCondomínio	70.20
SegmentoIndústria	-194.72
SegmentoMedição Individual	164.02
Ano	9.17

Figura 11- Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear com Tendência sem Interação



- Modelo Linear (com Interação):** A variável dependente foi a margem futura e as variáveis independentes foram margem do ano anterior e o segmento, incluindo a interação entre as variáveis independentes margem do ano anterior e segmento, conforme equação 22. A Tabela 9 apresenta os coeficientes deste modelo, e a Figura 12 apresenta os dados previstos pelo modelo em comparação aos dados observados.

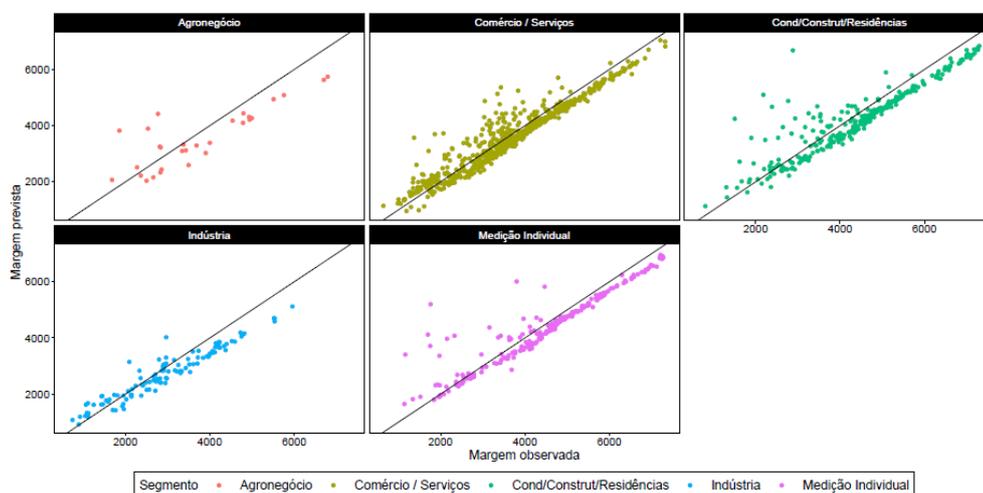
$$MargemT + 1_i = \begin{cases} \beta_0 + \beta_1 MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Agro} \\ (\beta_0 + \beta_2) + (\beta_1 + \beta_3) MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Com ou Serv} \\ (\beta_0 + \beta_4) + (\beta_1 + \beta_5) MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Cond} \\ (\beta_0 + \beta_6) + (\beta_1 + \beta_7) MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se Ind} \\ (\beta_0 + \beta_8) + (\beta_1 + \beta_9) MargemT_i + \varepsilon_t, & \text{se MI} \end{cases}$$

Equação 22

Tabela 9 - Coeficientes do Modelo Linear (com Interação)

Coeficiente	Estimativa
(Intercept)	785.56
MargemT	0.94
SegmentoComércio / Serviços	-118.04
SegmentoCondomínio	59.35
SegmentoIndústria	-152.27
SegmentoMedição Individual	158.26
MargemT:SegmentoComércio / Serviços	0.06
MargemT:SegmentoCond	0.01
MargemT:SegmentoIndústria	-0.03
MargemT:SegmentoMedição Individual	0.01

Figura 12 - Margem Observada x Prevista pelo Modelo Linear Linear (com Interação)

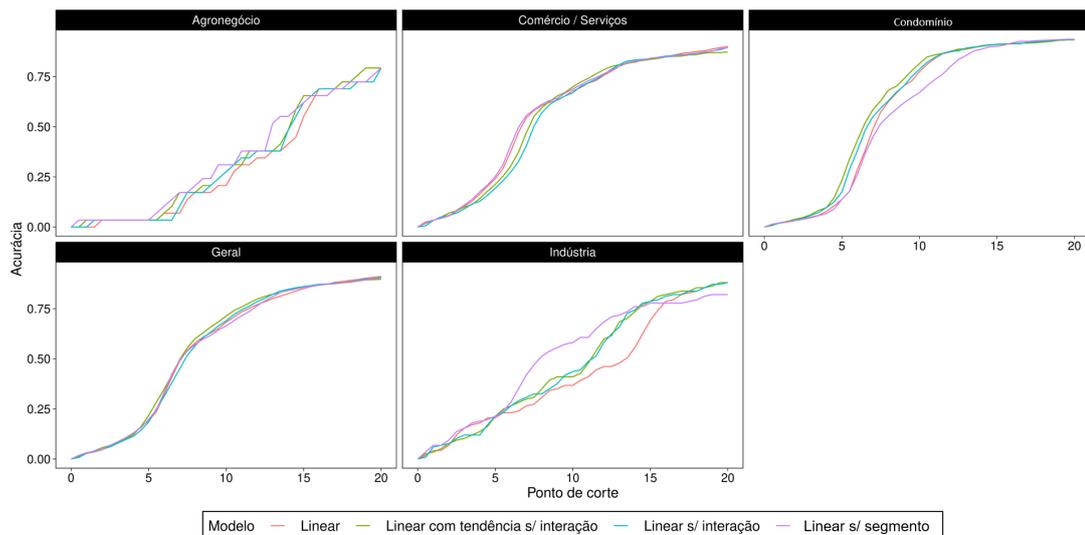


Pela análise das Figuras 9, 10, 11 e 12, foi possível identificar a relação linear dos dados e dos modelos e a aproximação entre os resultados previstos pelos modelos e observados no ano de 2021.

Sendo assim, foram traçadas as curvas ROC para cada um dos modelos avaliando o critério de Acurácia Percentual, definida como ACC e apresentada na equação 9 no capítulo do método para cortes de 5% até 20% de variação, as quais são apresentadas na Figura 13.

Ao analisar as curvas ROC dos modelos, foi possível verificar que os modelos tiveram performance diferente para cada um dos segmentos analisados. Somente por este critério não foi possível definir um melhor modelo para utilização, visto que, na análise geral dos dados, para todos os segmentos, todos os modelos tiveram acurácia próxima para os cortes analisados.

Figura 13 - Curvas ROC para a Acurácia Percentual



Foi, então, calculada a acurácia percentual média (RMSPE), apresentada na equação 10 no capítulo do método, para cada um dos modelos, para que fosse possível comparar os modelos e avaliar o que possui menor RMSPE, ou seja, menor diferença entre os valores observados e previstos pelo modelo.

Os dados de RMSPE e acurácia percentual (ACC), apresentados nas curvas ROC, são detalhados na Tabela 10 para os dados de todos os segmentos combinados, uma vez que este modelo tem por objetivo prever a expansão de margem para todos os segmentos de interesse.

Tabela 10 - RMSPE e Acurácia Percentual (ACC) dos Modelos de Expansão de Margem em Cada Ponto de Corte

SEGMENTO	MODELO	CORTE	RMSPE	ACC
Geral	Linear	5,00	19,19	0,22
Geral	Linear	10,00	19,19	0,68
Geral	Linear	15,00	19,19	0,85
Geral	Linear	20,00	19,19	0,91
Geral	Linear s/ interação	5,00	19,22	0,22
Geral	Linear s/ interação	10,00	19,22	0,68
Geral	Linear s/ interação	15,00	19,22	0,86
Geral	Linear s/ interação	20,00	19,22	0,91
Geral	Linear s/ segmento	5,00	19,32	0,20
Geral	Linear s/ segmento	10,00	19,32	0,66
Geral	Linear s/ segmento	15,00	19,32	0,86
Geral	Linear s/ segmento	20,00	19,32	0,90
Geral	Linear com tendência s/ interação	5,00	19,39	0,24
Geral	Linear com tendência s/ interação	10,00	19,39	0,70
Geral	Linear com tendência s/ interação	15,00	19,39	0,86
Geral	Linear com tendência s/ interação	20,00	19,39	0,90

O modelo Linear (com Interação) foi o modelo que apresentou o menor RMSPE, ou seja, a melhor acurácia percentual média. As acurácias percentuais, assim como demonstrado nas curvas ROC, apresentaram desempenho semelhante. Dessa forma, o modelo Linear com Interação foi escolhido como o modelo de expansão de margens para compor o cálculo do CLV.

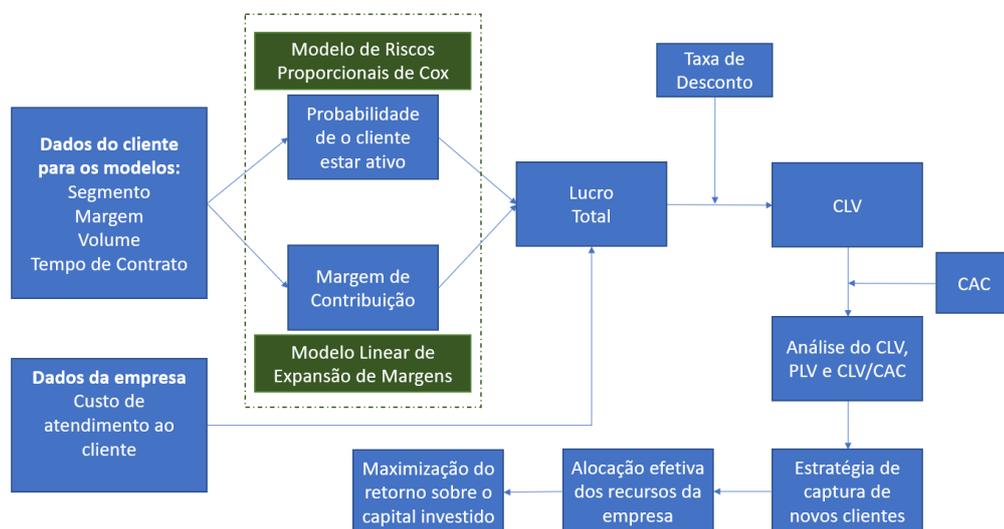
Ao avaliar os coeficientes do modelo Linear (com Interação), verifica-se que, com seus diferentes interceptos e inclinações de curva, os segmentos terão um maior crescimento em suas margens na seguinte ordem: Medição Individual, Condomínios, Comércio e Serviços, Agronegócio e Indústria. Como identificado pelo modelo e tal como havia sido relatado pelos gestores, a Indústria é um segmento sensível a preços e que demanda um maior nível de negociações, resultando em um menor crescimento das margens ao longo do tempo, assim como já era esperado um maior crescimento das margens para os segmentos de condomínios e medição individual. Entretanto, não era esperada uma diferença significativa entre eles.

4.4 Cálculo e Análise do *Customer Lifetime Value*, *Prospect Lifetime Value* e *Customer Lifetime Value*/Custo de Aquisição de Clientes

Apresenta-se, na Figura 14, um *framework* de implementação, que sintetiza a sistemática de análise da alocação dos recursos da empresa em novos clientes visando à maximização do retorno sobre o capital investido nos clientes, perfis e segmentos mais rentáveis, utilizando o CLV como a métrica central.

Com base nos dados do cliente e da empresa, os modelos de Risco Proporcional de Cox para determinar a probabilidade de o cliente estar ativo, e o Linear com Interação, selecionado como o melhor modelo para estimar a margem futura do cliente nesta aplicação, são combinados. Dessa forma, foi possível estimar o lucro total esperado de um novo cliente, que, quando descontado por uma taxa de desconto, resulta no CLV. Com base no Custo de Aquisição de Clientes, pode-se comparar a alocação do investimento em diferentes perfis, direcionando a estratégia de prospecção da empresa e resultando em uma alocação efetiva dos seus recursos e, por fim, a maximização do retorno sobre o capital investido.

Figura 14 – *Framework* Aplicado para Captura de Clientes com Base no CLV



Para demonstrar como a empresa pode utilizar o modelo proposto, foi gerado um cenário para analisar como clientes de mesmo volume, mesmo preço inicial e mesmo investimento de cada um dos diferentes segmentos se comportariam e qual seriam os lucros futuros obtidos pela empresa. O CLV foi calculado para este cenário dentro dos modelos previamente estabelecidos.

Assim como definido anteriormente no capítulo do método, o CLV foi calculado pela equação 12. Os dados de entrada considerados foram: volume estimado de 12 toneladas/ano, uma margem inicial de R\$ 1.450,00/tonelada, um investimento para aquisição do cliente, ou CAC, de R\$ 15.000,00, a taxa de desconto (WACC) de 11% ao ano, os custos unitários de R\$ 500/tonelada, uma inflação média para correção dos custos de 8% ao ano e o período analisado foi de 5 anos. A variável Prob Ativo(%) é obtida a partir do modelo de Riscos Proporcionais de Cox, apresentado na seção 4.2, e a variável MargemT obtida pela regressão linear com interação apresentada na seção 4.3.

A taxa de desconto WACC foi fornecida pela empresa, porém não se detalhou sua composição devido à confidencialidade solicitada, uma vez que o mercado é altamente concentrado. Para o custo de aquisição de clientes, o valor refere-se ao investimento médio realizado em clientes desse porte pela empresa. Os valores foram obtidos tendo como base os investimentos realizados ao longo do ano de 2021 e referem-se aos recursos necessários para a instalação da central de GLP.

O PLV foi calculado conforme a equação 13, e o CLV/CAC foi calculado dividindo o CLV pelo custo de aquisição do cliente. Na Tabela 11, apresentam-se os resultados projetados de CLV, PLV e CLV/CAC para comparação dos diferentes segmentos no cenário estabelecido.

Tabela 11 - CLV, PLV e CLV/CAC Projetados para os Diferentes Segmentos

	CLV	PLV	CLV/CAC
Agronegócio	R\$ 55.591,92	R\$ 40.591,92	3,7
Comércio	R\$ 48.500,01	R\$ 33.500,01	3,2
Condomínios	R\$ 63.615,25	R\$ 48.615,25	4,2
Indústria	R\$ 43.199,72	R\$ 28.199,72	2,9
Medição Individual	R\$ 85.590,34	R\$ 70.590,34	5,7

Por meio deste cálculo, foi possível identificar que existem dois segmentos especiais que trazem retornos superiores à empresa. Ambos estão relacionados aos clientes residenciais, os quais apresentaram a maior probabilidade de estarem ativos ao longo do tempo pelo modelo de Riscos Proporcionais de Cox e também apresentam um maior crescimento das margens ao longo do tempo pelo modelo de regressão linear com interação.

A indústria, apesar de não possuir a maior propensão ao *Churn*, possui o menor crescimento das margens ao longo do tempo. Dessa forma, acabou apresentando o menor CLV, PLV e CLV/CAC.

Através deste modelo, a empresa pode direcionar a sua estratégia de prospecção, buscando atingir os clientes dos segmentos mais rentáveis e maximizar o seu CLV, PLV e CLV/CAC. O PLV e o CLV/CAC permitem uma análise de alocação de investimento em novos clientes para diferentes cenários, diferentes volumes, margens e investimentos. Este modelo poderá potencializar o retorno sobre o capital investido pela empresa.

De qualquer forma, assim como citado na fundamentação teórica deste trabalho e proposto por Malthouse e Blattberg (2005), as projeções do CLV, PLV e CLV/CAC devem servir como direcionadores da empresa, aceitando que existe um erro atrelado ao modelo e que clientes considerados menos rentáveis poderão se tornar altamente rentáveis no futuro, assim como clientes considerados altamente rentáveis poderão não concretizar a expectativa da empresa.

Sendo assim, esta avaliação fornece maiores informações e apoio na tomada de decisão, pois incorporou variáveis do comportamento de compra dos clientes. Dessa forma, a empresa poderá fazer uma distribuição do seu capital buscando uma alocação balanceada e efetiva visando a uma composição de um portfólio de clientes de diferentes segmentos, porém com uma maior proporção nos segmentos de maior rentabilidade.

5 CONCLUSÃO

5.1 Considerações Finais

Com o objetivo de maximizar o retorno sobre o capital investido nas empresas, os gestores precisam avaliar a alocação de investimentos em clientes. Clientes são ativos, que geram receita para a empresa e, portanto, precisam ser analisados e mensurados. Sabendo que nem todos os clientes serão rentáveis, ou igualmente rentáveis, as estratégias de marketing devem estar pautadas na busca e manutenção dos melhores clientes para a organização.

Para identificar os clientes mais rentáveis para a empresa, métricas financeiras tradicionais podem não ser a melhor escolha para uma tomada de decisão, pois geralmente não incorporam o comportamento do cliente em sua construção. Dessa forma, o *Customer Lifetime Value* (CLV) surge como uma métrica que incorpora o comportamento do cliente e possui capacidade preditiva sobre os lucros que serão gerados.

Este trabalho teve como problema de pesquisa: como o CLV pode ser utilizado para construir uma sistemática de análise de alocação de investimentos para capturar os segmentos de clientes mais rentáveis em uma organização que opera por meio de relações contratuais contínuas? Sendo assim, esta pesquisa foi desenvolvida, e o objetivo geral assim como os objetivos específicos foram atendidos.

Visto que o CLV permite projetar os lucros futuros de um cliente, utilizou-se o CLV para avaliar a alocação de investimentos em clientes. Estudos anteriores demonstraram que os modelo de CLV *bottom-up*, em nível individual de cliente são adequados para esta função.

Considerando o modelo de operação da empresa analisada, uma empresa que opera em uma configuração *lost-for-good*, sob relações contratuais e contínuas, optou-se pela abordagem econométrica, com modelagem das componentes de retenção (probabilidade de o cliente estar ativo no futuro) e de expansão de lucros (como os lucros evoluem ao longo da relação contratual).

O modelo de CLV final construído teve como base os modelos desenvolvidos por Venkatesan e Kumar (2004), Malthouse e Blattberg (2005), Gupta *et al.* (2006) e Donkers, Verhoef e Jong (2007). O modelo de Riscos Proporcionais de Cox foi

utilizado para projetar a curva de sobrevivência do cliente, permitindo avaliar a probabilidade de o cliente estar ativo em períodos futuros, e um modelo linear foi construído para projetar a expansão das margens do cliente ao longo do tempo.

O modelo desenvolvido incorporou uma das variáveis do modelo de Venkatesan e Kumar (2004) – o segmento de atividade econômica do cliente – aos modelos de expansão de lucros de Malthouse e Blattberg (2005) e Donkers, Verhoef e Jong (2007) que não utilizaram esta variável. Também foi identificada que esta era uma variável relevante para o modelo de Riscos Proporcionais de Cox.

Em resumo, as variáveis dependentes do modelo foram o segmento de atividade econômica e a margem do cliente. No caso do modelo de Riscos Proporcionais de Cox, a margem inicial do cliente foi utilizada para determinar a curva de sobrevivência para cada segmento e, no caso do modelo linear de margens, foi a margem atual e a sua interação com o segmento de atividade econômica para projetar a margem do ano seguinte.

Estes modelos foram então combinados para gerar o modelo final do CLV que conta com essas duas modelagens: (1) modelo de Riscos Proporcionais de Cox; e (2) modelo Linear de Margens, dados de entrada de um novo cliente e da empresa, como o volume previsto a ser consumido, taxa de desconto do capital, custos unitários para atender o cliente, inflação prevista para o período, custo de aquisição do cliente e tempo de contrato previsto.

Para análise do novo cliente e a decisão sobre o investimento ou direcionamento da força comercial, é importante avaliar o CLV em relação ao custo de aquisição (CAC). Para isso, foram utilizadas as métricas de *Prospect Lifetime Value* (PLV) e CLV/CAC que permitiram comparar o retorno financeiro dos diferentes segmentos dos clientes.

Essas métricas foram calculadas considerando um mesmo cenário base de um novo cliente: volume inicial, margem inicial, taxa de desconto, inflação projetada, custos de servir o cliente, custo de aquisição do cliente e mesmo período de tempo, alterando apenas a variável segmento. Ficou evidente que existe uma diferença clara no lucro esperado dos clientes dos diferentes segmentos em que a empresa atua. Para outros cenários, essas métricas podem ser recalculadas e utilizadas pela empresa na tomada de decisão.

Por fim, foi desenvolvido um *framework* de aplicação da sistemática que permite avaliar a captura de novos clientes com base no CLV e que considera todos

os passos executados neste modelo até a definição da estratégia de prospecção visando a uma alocação efetiva dos recursos de marketing da empresa. Este *framework* pode ser utilizado por outros trabalhos e outras empresas com as devidas adaptações considerando os dados disponíveis e a configuração da operação da empresa e das suas relações comerciais.

Dessa forma, o modelo cumpre o seu papel de direcionador para a escolha de novos clientes, com seus respectivos perfis e segmentos para a empresa. Existe uma diferença significativa na rentabilidade esperada entre os segmentos em que a empresa atua. Sendo assim, os gestores podem balancear e distribuir os investimentos em novos clientes, visando a uma melhor relação entre o risco e o retorno esperado, concentrando esforços nos segmentos de maior rentabilidade, mas mantendo a diversificação entre os segmentos, já que existe um erro atrelado aos modelos, como em qualquer modelo econométrico ou probabilístico.

Este trabalho contribui para a literatura pela combinação de diferentes modelos nesta aplicação, dando origem a um modelo específico aplicável e a uma sistemática de análise que podem ser replicáveis para empresas que operam sob relações contratuais e contínuas, com base em Venkatesan e Kumar (2004), Malthouse e Blattberg (2005), Gupta *et al.* (2006) e Donkers, Verhoef e Jong (2007). A maior parte dos trabalhos desenvolvidos está na avaliação do CLV para os clientes atuais, enquanto esta pesquisa focou em desenvolver um modelo e uma sistemática de análise para novos clientes de empresas que operam sob esta configuração.

Esta comparação do PLV e CLV/CAC para os diferentes segmentos demonstra o impacto do comportamento do cliente sobre a rentabilidade futura esperada. Atualmente, a empresa analisada, assim como muitas outras, avaliam todos os clientes da mesma forma no momento da sua captura. No entanto, a utilização de uma métrica preditiva pode ampliar a captura de clientes mais rentáveis, aumentando o valor da sua base de clientes e, conseqüentemente, o valor da empresa.

A expectativa inicial era de que os segmentos denominados como medição individual e condomínios, relacionados aos clientes residenciais, apresentariam um maior CLV devido às maiores margens envolvidas nesses segmentos. Entretanto, não havia uma expectativa clara entre a diferença da rentabilidade projetada para tais segmentos, nem da sua curva de sobrevivência. O modelo e os resultados

demonstraram que o segmento denominado como medição Individual é aquele que possui o maior retorno esperado, maiores CLV, PLV e CLV/CAC, devido a uma menor propensão ao *Churn* e a uma maior expansão das margens ao longo do tempo.

Pelas reuniões iniciais com a empresa, esperava-se que o segmento de Comércio e Serviços fosse aquele que teria o menor CLV e, portanto, traria a menor rentabilidade para a empresa. Entretanto, foi verificado que o segmento da Indústria é aquele que apresenta o menor CLV, não pela sua propensão ao *Churn*, mas sim pela menor expansão das margens deste segmento ao longo do tempo. O segmento de Comércio e Serviços apresentou uma maior propensão ao *Churn*, mas a sua curva de crescimento de margens superou os riscos de perda deste cliente na comparação com o segmento da Indústria.

Para o Agronegócio, devido às particularidades desse setor, como a sazonalidade relacionada às safras, não existia uma visão clara sobre o comportamento e projeção de lucros do referido segmento. Os modelos e as análises das métricas relacionadas demonstraram que esse segmento possui uma projeção de rentabilidade relevante, ficando atrás apenas dos segmentos de Medição Individual e de Condomínios e à frente dos segmentos de Comércio e Serviços e também da Indústria. O segmento apresenta a segunda menor expansão de margens entre os segmentos analisados, porém a sua menor propensão ao *Churn* compensa esse efeito.

Não era esperado, contudo, que a variável margem tivesse um impacto na curva de sobrevivência do cliente, porém o modelo de Riscos Proporcionais de Cox demonstra que uma maior margem inicial influencia diretamente a probabilidade de perda. Por outro lado, o volume e o investimento não foram significativos e, portanto, não afetam a curva de sobrevivência do cliente.

Era esperado, ainda, que o volume afetasse a expansão das margens, tendo um efeito inversamente proporcional, sendo que maiores volumes apresentariam uma menor evolução das margens, porém esse efeito não foi observado. Também era esperado que, com o passar do tempo, o aumento das margens diminuiria, porém esse outro efeito também não foi identificado pelo modelo Linear. Observa-se, então, que essas variáveis não foram significativas e não fazem parte do modelo Linear com Interação.

Do ponto de vista prático, este trabalho propõe um *framework* de implementação que pode ser utilizado pelas empresas e pelos profissionais da área para estruturarem um modelo e suas estratégias de alocação de recursos de marketing na captura de novos clientes com base no CLV. O trabalho discorre sobre como a empresa pode trabalhar com seus recursos tendo uma visão de portfólio de novos clientes, buscando uma alocação efetiva e uma maior rentabilidade.

Como implicação prática, além da decisão da alocação dos investimentos da empresa, outras estratégias podem ser desenvolvidas pensando na maximização do CLV dos segmentos de clientes considerados menos rentáveis. Novas estratégias de relacionamento para aproximação com os clientes podem ser desenvolvidas pensando na redução da propensão ao *Churn* ao longo da relação comercial, atuando na componente da probabilidade de o cliente estar ativo.

Novas oportunidades podem ser geradas pensando em novos produtos e serviços, *cross-selling*, ou para ampliar a quantidade de produto vendido, *up-selling*, atuando diretamente na componente de expansão de margens proposta no modelo. E, também, ações podem ser conduzidas sob os outros itens abordados no *framework* desenvolvido, como ações de redução de custo de servir ao cliente e redução do custo de aquisição de clientes por meio da comercialização dos serviços envolvidos no investimento inicial necessário pela empresa.

5.2 Limitações da Pesquisa e Sugestões para Trabalhos Futuros

Dentre as limitações desta pesquisa, pode-se citar a utilização dos dados de uma regional da empresa analisada, sendo que clientes de regiões geográficas diferentes podem ter comportamentos diferentes e, para utilização em toda a empresa, em outras empresas ou em outros locais, seria necessária a validação deste modelo nessas novas configurações. A análise em grandes grupos de segmento de atividade econômica dos clientes é ampla e existem diferentes subgrupos dentro desses segmentos que podem ter comportamentos distintos e podem alterar as curvas de sobrevivência e as curvas de expansão de margem construídas.

Novos estudos podem avaliar a aplicação deste modelo nestas diferentes regiões, indústrias e cenários. A segmentação para obter o comportamento do cliente poderia ser avaliada sob outras óticas, diferente do segmento de atividade

econômica utilizada neste trabalho, e novas variáveis, que não foram consideradas, poderiam ser incluídas para uma avaliação futura.

O período disponível dos dados da empresa foi de cinco anos, prazo que a empresa também relatou como tempo de contrato padrão que firma com os seus clientes. No entanto, a empresa também cita que muitos clientes renovam os seus contratos por novos períodos e, portanto, a projeção do CLV realizada pode estar subestimada, efeito citado por Gupta e Lehmann (2003). Outros trabalhos poderiam analisar um horizonte maior de tempo, podendo projetar o CLV por períodos mais longos.

Em relação às limitações do modelo e conforme apontado anteriormente, existe uma acurácia calculada, permitindo uma margem de erro na análise de um novo cliente. Como citam Gujarati e Porter (2011), a análise de regressão baseada nos dados da série temporal admite que as séries temporais subjacentes são estacionárias. Logo, a estacionariedade pode vir a afetar o modelo desenvolvido.

O modelo utilizado baseou-se nos modelos já estudados na literatura, mas modelos futuros de CLV podem utilizar técnicas desenvolvidas de previsão econômica baseadas nos dados de séries temporais como dados em painel, ou ainda, métodos de suavização exponencial, modelos de regressão uniequacionais, modelos de regressão de equação simultânea, processo autorregressivo integrado de média móvel e modelos de vetores autorregressivos (GUJARATI; PORTER, 2011).

Assim como descrevem Malthouse e Balttberg (2005), a projeção do CLV com base em dados históricos não é uma tarefa fácil e não necessariamente os clientes que se espera que se tornem os mais rentáveis permanecerão rentáveis, assim como os clientes menos rentáveis permanecerão menos rentáveis no futuro. Os modelos contêm um erro associado e assim a empresa deve avaliar suas estratégias buscando um equilíbrio entre o risco e o retorno. Cabe advertir que isso também se aplica ao modelo desenvolvido neste trabalho.

Pesquisas futuras poderiam verificar como as projeções se concretizam ao longo do tempo, comparando este com novos modelos para que seja possível avaliar os modelos com um menor erro associado. Devido à configuração da empresa, das relações comerciais e da estrutura da série de dados, que neste caso continha censura, este foi o modelo escolhido, mas, alterando essas configurações, outros modelos poderiam ser testados avaliando-se a capacidade preditiva.

Por fim, com base no *framework* aplicado apresentado e nos estudos disponíveis na literatura, novos trabalhos poderiam avaliar os impactos na rentabilidade esperada pela empresa, objetivando uma alocação efetiva dos seus recursos de marketing, por meio de diferentes ações, a fim de maximizar o CLV, PLV e CLV/CAC, alterando as componentes propostas: custo de aquisição do cliente, custo de servir, curva de sobrevivência e evolução das margens ao longo do tempo.

REFERÊNCIAS

- ASSAF NETO, Alexandre. **Matemática financeira e suas aplicações**. 12. ed. São Paulo: Atlas, 2012.
- ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS EMPRESAS DE GÁS CANALIZADO. **Concessionárias Gás Natural**. [S. l.], 2021. Disponível em: <https://www.abegas.org.br/concessionarias>. Acesso em: 15 jan. 2022.
- BARNEY, Jay B. Resource-based theories of competitive advantage: A ten-year retrospective on the resource-based view. **Journal of Management**, [s. l.], v. 27, n. 6, p. 643-650, 2001. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/014920630102700602>. Acesso em: 15 jan. 2022.
- BERGER, Paul D.; NASR, Nada I. Customer lifetime value: Marketing models and applications. **Journal of Interactive Marketing**, [s. l.], v. 12, n. 1, p. 17-30, 1998.
- BLATTBERG, Robert C.; DEIGHTON, John. Manage Marketing by the Customer Equity Test. **Harvard Business Review**, [s. l.], v. 74, 4, p. 136-144, 1996.
- BOLTON, Ruth N. Linking Marketing to Financial Performance and Firm Value. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 68, n. 4, p. 73-75, 2004. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmkg.68.4.73.42727>. Acesso em: 15 jan. 2022.
- _____; LEMON, Katherine N.; VERHOEF, Peter C. The Theoretical Underpinnings of Customer Asset Management: A Framework and Propositions for Future Research. **Journal of the Academy of Marketing Science**, [s. l.], v. 32, n. 3, p. 271-292, 2004. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1177/0092070304263341>. Acesso em: 15 jan. 2022.
- BORLE, Sharad; SINGH, Siddharth S.; JAIN, Dipak C. Customer Lifetime Value Measurement. **Management Science**, [s. l.], v. 54, n. 1, p. 100-112, 2008. Disponível em: <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.1070.0746>. Acesso em: 15 jan. 2022.
- BRASIL. Câmara dos Deputados. **PL 4217/2019**. Revoga o inciso II do art. 1o da Lei no 8.176, de 8 de fevereiro de 1991. Brasil: 2019. Disponível em: <https://www.camara.leg.br/proposicoesWeb/fichadetramitacao?idProposicao=2213329>. Acesso em: 15 jan. 2022.
- BRASIL. **LEI Nº 14.134, DE 8 DE ABRIL DE 2021**. Brasil: 2021. Disponível em: <https://www.in.gov.br/en/web/dou/-/lei-n-14.134-de-8-de-abril-de-2021-312904769>. Acesso em: 15 jan. 2022.

BUCKINX, Wouter; VAN DEN POEL, Dirk. Customer base analysis: partial defection of behaviourally loyal clients in a non-contractual FMCG retail setting. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 164, n. 1, p. 252-268, 2005. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0377221703009184>. Acesso em: 15 jan. 2022.

CMO COUNCIL. **Customer Economics: Deeper Insights, Greater Value**. [s. l.: s. n.], 2021. Disponível em: <https://www.cmocouncil.org/thought-leadership/reports/humanizing-and-analyzing-relationships-to-drive-revenue-retention-and-returns>. Acesso em: 15 jan. 2022.

COLOSIMO, Enrico Antônio; GIOLO, Suely Ruiz. **ANÁLISE DE SOBREVIVÊNCIA APLICADA**. 1.ed. [s. l.]: Edgard Blücher, 2006.

COX, D. R. Regression Models and Life-Tables. **Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)**, [s. l.], v. 34, n. 2, p. 187-202, 1972. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.2517-6161.1972.tb00899.x>. Acesso em: 15 jan. 2022.

DAY, George; MOORMAN, Christine. **Strategy from the Outside In: Profiting from Customer Value**. 1st edition. [s. l.]: McGraw Hill, 2010.

DONKERS, Bas; VERHOEF, Peter C.; JONG, Martijn G. Modeling CLV: A test of competing models in the insurance industry. **Quantitative Marketing and Economics**, [s. l.], v. 5, n. 2, p. 163-190, 2007.

DWYER, F. Robert. Customer lifetime valuation to support marketing decision making. **Journal of Direct Marketing**, [s. l.], v. 3, n. 4, 1989.

FADER, Peter S; HARDIE, Bruce G.S. **Computing DERL for the sBG Model Using Excel**. [s. l.], p. 3-6, 2007.

_____; _____. Customer-base valuation in a contractual setting: The perils of ignoring heterogeneity. **Marketing Science**, [s. l.], v. 29, n. 1, p. 85-93, 2010.

_____; _____; LEE, Ka Lok. RFM and CLV: Using iso-value curves for customer base analysis. **Journal of Marketing Research**, [s. l.], v. 42, n. 4, p. 415-430, 2005.

FERREIRA, Juliana Carvalho; PATINO, Cecilia Maria. What does the p value really mean?. **Jornal Brasileiro de Pneumologia**, [s. l.], v. 41, n. 5, p. 485-485, 2015. Disponível em: http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1806-37132015000500485&lng=en&tling=en. Acesso em: 15 jan. 2022.

GLADY, Nicolas; BAESENS, Bart; CROUX, Christophe. Modeling churn using customer lifetime value. **European Journal of Operational Research**, [s. l.], v. 197, n. 1, p. 402-411, 2009. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2008.06.027>. Acesso em: 15 jan. 2022.

GÖÇKEN, Mustafa *et al.* Integrating metaheuristics and Artificial Neural Networks for improved stock price prediction. **Expert Systems with Applications**, [s. l.], v. 44, p. 320-331, 2016. Disponível em: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417415006570>. Acesso em: 15 jan. 2022.

GUJARATI, Damodar N.; PORTER, Dawn C. **Econometria Básica**. 5. ed. [S. l.]: Grupo A, 2011. *E-book*. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788580550511/>. Acesso em: 15 jan. 2022.

GUPTA, Sunil *et al.* Modeling Customer Lifetime Value. **Journal of Service Research**, [s. l.], v. 9, n. 2, p. 139-155, 2006. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1094670506293810>. Acesso em: 15 jan. 2022.

GUPTA, Sunil; LEHMANN, Donald R. Customers as assets. **Journal of Interactive Marketing**, [s. l.], v. 17, n. 1, p. 9-24, 2003. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1002/dir.10045>. Acesso em: 15 jan. 2022.

_____; _____; STUART, Jennifer Ames. Valuing Customers. **Journal of Marketing Research**, [s. l.], v. 41, n. 1, p. 7-18, 2004. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmkr.41.1.7.25084>. Acesso em: 15 jan. 2022.

GUPTA, Sunil; ZEITHAML, Valarie. Customer metrics and their impact on financial performance. **Marketing Science**, [s. l.], v. 25, n. 6, 2006.

JACKSON, Barbara B. **Winning and Keeping Industrial Customers: The Dynamics of Customer Relationships**. [s. l.]: Lexington Books, 1985.

JAIN, Dipak; SINGH, Siddhartha S. Customer lifetime value research in marketing: A review and future directions. **Journal of Interactive Marketing**, [s. l.], v. 16, n. 2, p. 34-46, 2002. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1002/dir.10032>. Acesso em: 15 jan. 2022.

JULLUM, Martin; HJORT, Nils Lid. What price semiparametric Cox regression?. **Lifetime Data Analysis**, [s. l.], v. 25, n. 3, p. 406-438, 2019. Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/s10985-018-9450-7>. Acesso em: 15 jan. 2022.

KAPLAN, E. L.; MEIER, Paul. **Nonparametric Estimation from Incomplete Observations**. [s. l.], v. 53, n. 282, p. 319-337, 1992.

KEANE, Timothy J.; WANG, Paul. Applications for the lifetime value model in modern newspaper publishing. **Journal of Direct Marketing**, [s. l.], v. 9, n. 2, p. 59i66, 1995. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/dir.4000090209>. Acesso em: 15 jan. 2022.

KLEINBAUM, David G.; KLEIN, Mitchel. **Survival Analysis**. Thirded. New York, NY: Springer New York, 2012-. ISSN 0040-1706.(Statistics for Biology and Health). v. 39 Disponível em: <http://link.springer.com/10.1007/978-1-4419-6646-9>. Acesso em: 15 jan. 2022.

KOTLER, Philip *et al.* **Principles of Marketing**. 4th Europeaed. [S. l.]: Pearson Education Limited, 2005.

KOTLER, Philip; ARMSTRONG, Gary. **Principles of Marketing**. 7th. ed. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1996.

KUMAR, V. Customer Lifetime Value – The Path to Profitability. **Foundations and Trends® in Marketing**, [s. l.], v. 2, n. 1, p. 1-96, 2008a. Disponível em: <http://www.nowpublishers.com/article/Details/MKT-004>. Acesso em: 15 jan. 2022.

_____. **Managing Customers for Profit: Strategies to Increase Profits and Build Loyalty**. 1st Editioed. [S. l.]: Pearson Education Limited, 2008b.

_____. A Theory of Customer Valuation: Concepts, Metrics, Strategy, and Implementation. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 82, n. 1, p. 1-19, 2018. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jm.17.0208>. Acesso em: 15 jan. 2022.

_____; RAMANI, Girish; BOHLING, Timothy. Customer lifetime value approaches and best practice applications. **Journal of Interactive Marketing**, [s. l.], v. 18, n. 3, p. 60-72, 2004.

KUMAR, V.; REINARTZ, Werner J. **Customer relationship management : a databased approach**. [S. l.: s. n.], 2006.

KUMAR, V.; SHAH, Denish. **Handbook of Research on Customer Equity in Marketing**. [s. l.]: Edward Elgar Publishing, 2015.

LEE, Ju-Yeon *et al.* Effect of Customer-Centric Structure on Long-Term Financial Performance. **Marketing Science**, [s. l.], v. 34, n. 2, p. 250-268, 2015. Disponível em: <http://pubsonline.informs.org/doi/10.1287/mksc.2014.0878>. Acesso em: 15 jan. 2022.

LEMON, Katherine N.; RUST, Roland T.; ZEITHAML, Valarie A. What Drives Customer Equity A company's current customers provide the most reliable source of future revenues and profits. **Marketing Management**, [s. l.], v. 10, n. 1, p. 20-25, 2001.

LOPES, Bernardo *et al.* Biostatistics: fundamental concepts and practical applications. **Revista Brasileira de Oftalmologia**, [s. l.], v. 73, n. 1, 2014. Disponível em: <https://www.rbojournal.org/en/article/biostatistics-fundamental-concepts-and-practical-applications/>. Acesso em: 15 jan. 2022.

MALTHOUSE, Edward C.; BLATTBERG, Robert C. Can we predict customer lifetime value?. **Journal of Interactive Marketing**, [s. l.], v. 19, n. 1, p. 2-16, 2005.

MINISTÉRIO DE MINAS E ENERGIA; EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA. **Plano Decenal de Expansão de Energia 2030**. Brasília: [s. n.], 2021. Disponível em: https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-490/PDE2030_RevisaoPosCP_rv2.pdf. Acesso em: 15 jan. 2022.

MULHERN, Francis. Customer Profitability Analysis: Measurement, Concentration and Research Directions. **Journal of Interactive Marketing**, [s. l.], v. 13, n. 1, p. 25-40, 1999. Disponível em: [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1520-6653\(199924\)13:1%3C25::AID-DIR3%3E3.0.CO;2-L](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1520-6653(199924)13:1%3C25::AID-DIR3%3E3.0.CO;2-L). Acesso em: 15 jan. 2022.

NENONEN, Suvi; STORBACKA, Kaj. Driving shareholder value with customer asset management: Moving beyond customer lifetime value. **Industrial Marketing Management**, [s. l.], v. 52, p. 140-150, 2016. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.indmarman.2015.05.019>. Acesso em: 15 jan. 2022.

PALMATIER, Robert W.; CRECELIUS, Andrew T. The “first principles” of marketing strategy. **AMS Review**, [s. l.], v. 9, n. 1-2, p. 5-26, 2019.

PAYNE, Adrian; FROW, Pennie. A strategic framework for customer relationship management. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 69, n. 4, p. 167-176, 2005.

REICHHELD, Frederick F; MARKEY, Robert G Jr; HOPTON, Christopher. The loyalty effect - the relationship between loyalty and profits. **European Business Journal**, [s. l.], v. 12, n. 3, p. 134-139, 2000.

REINARTZ, Werner J.; KUMAR, V. On the Profitability of Long-Life Customers in a Noncontractual Setting: An Empirical Investigation and Implications for Marketing. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 64, n. 4, p. 17-35, 2000. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmkg.64.4.17.18077>. Acesso em: 15 jan. 2022.

_____; _____. The impact of customer relationship characteristics on profitable lifetime duration. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 67, n. 1, p. 77-99, 2003.

RICH, Jason T. *et al.* A practical guide to understanding Kaplan-Meier curves. **Otolaryngology–Head and Neck Surgery**, [s. l.], v. 143, n. 3, p. 331-336, 2010. Disponível em: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1016/j.otohns.2010.05.007>. Acesso em: 15 jan. 2022.

RSTUDIO. **Products**. [s. l.], 2022. Disponível em: <https://www.rstudio.com/products/rstudio/>. Acesso em: 21 mar. 2022.

RUST, Roland T.; LEMON, Katherine N.; ZEITHAML, Valarie A. Return on Marketing: Using Customer Equity to Focus Marketing Strategy. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 68, n. 1, p. 109-127, 2004. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmkg.68.1.109.24030>. Acesso em: 15 jan. 2022.

RUST, Roland T.; MOORMAN, Christine; BHALLA, Gaurav. Rethinking marketing. **Harvard Business Review**, [s. l.], v. 88, n. 1/2, p. 94-101, 2010.

SAMPIERI, Roberto Hernández; COLLADO, Carlos F.; BAPTISTA LUCIO, Maria del Pilar. **Metodologia de Pesquisa**. 5. ed. Porto Alegre: Penso, 2013.

SCHMITTEIN, David C.; MORRISON, Donald G.; COLOMBO, Richard. Counting Your Customers: Who-Are They and What Will They Do Next?. **Management Science**, [s. l.], v. 33, n. 1, p. 1-24, 1987. Disponível em: <http://pubsonline.informs.org/doi/abs/10.1287/mnsc.33.1.1>. Acesso em: 15 jan. 2022.

SINDIGÁS. **Panorama do setor de GLP em movimento - 49. ed.** [s. l.: s. n.], 2021.

SINGH, Siddharth S.; JAIN, Dipak C. **Measuring Customer Lifetime Value Faculty & Research**. [S. l.: s. n.], 2013. Disponível em: [https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/S1548-6435\(2009\)0000006006/full/html](https://www.emerald.com/insight/content/doi/10.1108/S1548-6435(2009)0000006006/full/html). Acesso em: 15 jan. 2022.

STORBACKA, Kaj. Segmentation based on customer profitability - retrospective analysis of retail bank customer bases. **Journal of Marketing Management**, [s. l.], v. 13, n. 5, p. 479-492, 1997. Disponível em: <http://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/0267257X.1997.9964487>. Acesso em: 15 jan. 2022.

THE CMO SURVEY. **Managing and Measuring Marketing Spending for Growth and Returns: The Highlights and Insights Report**. [S. l.: s. n.], 2021. Disponível em: https://cmosurvey.org/wp-content/uploads/2021/08/The_CMO_Survey-Highlights_and_Insights_Report-August_2021.pdf. Acesso em: 15 jan. 2022.

THOMAS, Jacquelyn S. A Methodology for Linking Customer Acquisition to Customer Retention. **Journal of Marketing Research**, [s. l.], v. 38, n. 2, p. 262-268, 2001. Disponível em: <http://journals.sagepub.com/doi/10.1509/jmkr.38.2.262.18848>. Acesso em: 15 jan. 2022.

ULTRA. **Estratégia Visão Geral**. [S. l.], 2022. Disponível em: <https://ri.ultra.com.br/show.aspx?idCanal=qvP12JZXf0cpaUoLu4zKLw==>. Acesso em: 20 jan. 2022.

ULTRAGAZ. **Você conhece o GLP ?**. [S. l.], 2022. Disponível em: <https://www.ultragaz.com.br/glp/>. Acesso em: 18 jan. 2022.

ULTRAPAR PARTICIPAÇÕES. **Comunicado ao Mercado** **Comunicado ao Mercado**. São Paulo: [s. n.], 2020. Disponível em: <https://ri.ultra.com.br/show.aspx?idCanal=qvP12JZXf0cpaUoLu4zKLw>. Acesso em: 15 jan. 2022.

VENKATESAN, Rajkumar; KUMAR, V. Framework for Customer Selection. **Journal of Marketing**, [s. l.], v. 68, n. October, p. 106-125, 2004.

VERHOEF, Peter C.; DOORN, Jenny van; DOROTIC, Matilda. Customer Value Management: An Overview and Research Agenda. **Marketing ZFP**, [s. l.], v. 29, n. JRM 2, p. 105-122, 2007. Disponível em: <http://elibrary.vahlen.de/index.php?doi=10.15358/0344-1369-2007-JRM-2-105>. Acesso em: 15 jan. 2022.

VERHOEF, Peter C.; LEMON, Katherine N. Successful customer value management: Key lessons and emerging trends. **European Management Journal**, [s. l.], v. 31, n. 1, p. 1-15, 2013. Disponível em: <http://dx.doi.org/10.1016/j.emj.2012.08.001>. Acesso em: 15 jan. 2022.

VILLANUEVA, Julian; HANSSENS, Dominique M. Customer Equity: Measurement, Management and Research Opportunities. **Foundations and Trends® in Marketing**, [s. l.], v. 1, n. 1, p. 1-95, 2006. Disponível em: <http://www.nowpublishers.com/article/Details/MKT-002>. Acesso em: 15 jan. 2022.

VILLANUEVA, Julian; YOO, Shijin; HANSSENS, Dominique M. The Impact of Marketing-Induced versus Word-of-Mouth Customer Acquisition on Customer Equity Growth. **Journal of Marketing Research**, [s. l.], v. 45, n. 1, p. 48-59, 2008.

VON CLAUSEWITZ, Carl. **Da Guerra**. 3. ed. [S. l.]: WMF Martins Fontes, 2010.

WAYLAND, Robert E.; COLE, Paul M. **Customer Connections: New Strategies for Growth**. First Edited. [S. l.]: Harvard Business Review Press, 1997.

WYNER, Gordon A. Customer Valuation: Linking Behavior to Economics. **Marketing Research**, [s. l.], v. 8, n. 2, 1996.

YOO, Shijin; HANSSENS, Dominique M. Modeling the Sales and Customer Equity Effects of the Marketing Mix. **UCLA Anderson School of Management 2**, [s. l.], n. July, p. 1-42, 2005. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/246851484>. Acesso em: 15 jan. 2022.