

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL  
ESCOLA DE ADMINISTRAÇÃO  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO**

**JESSICA SANTOS DA SILVEIRA**

**RISK IS THE NEW BLACK:  
UMA ABORDAGEM COM DIFERENTES MEDIDAS  
DE RISCO PARA O PORTFÓLIO DE CLIENTES**

**Porto Alegre**

**2022**

**JESSICA SANTOS DA SILVEIRA**

**RISK IS THE NEW BLACK:  
UMA ABORDAGEM COM DIFERENTES MEDIDAS  
DE RISCO PARA O PORTFÓLIO DE CLIENTES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Administração.

Orientador: Prof. Dr. Fernando Bins Luce  
Coorientadora: Profa. Dra. Cleo Schmitt  
Silveira

Porto Alegre  
2022

### CIP - Catalogação na Publicação

Silveira, Jessica Santos da  
RISK IS THE NEW BLACK: UMA ABORDAGEM COM  
DIFERENTES MEDIDAS DE RISCO PARA O PORTFÓLIO DE  
CLIENTES / Jessica Santos da Silveira. -- 2022.  
79 f.  
Orientador: Fernando Bins Luce.

Coorientadora: Cleo Schmitt Silveira.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal do  
Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Programa  
de Pós-Graduação em Administração, Porto Alegre,  
BR-RS, 2022.

1. Gestão de clientes. 2. Gestão do risco do  
portfólio de clientes. 3. Otimização do portfólio de  
clientes. 4. Medidas de risco. I. Luce, Fernando Bins,  
orient. II. Silveira, Cleo Schmitt, coorient. III.  
Título.

JESSICA SANTOS DA SILVEIRA

**RISK IS THE NEW BLACK: UMA ABORDAGEM COM DIFERENTES MEDIDAS  
DE RISCO PARA O PORTFÓLIO DE CLIENTES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Administração.

Aprovada em: 30 de setembro de 2022.

BANCA EXAMINADORA:

---

Profa. Dra. Fernanda Maria Müller - UFRGS

---

Prof. Dr. Luiz Antonio Slongo - UFRGS

---

Dr. Rodrigo Heldt Silveira - UFRGS

---

Prof. Dr. João Luiz Becker - FGV - EAESP

---

Orientador: Prof. Dr. Fernando Bins Luce

---

Coorientadora: Profa. Dra. Cleo Schmitt Silveira

## AGRADECIMENTOS

Gostaria de prestar aqui meu especial agradecimento ao meu orientador, Professor Doutor Fernando Bins Luce, o qual me inspirou durante minha trajetória acadêmica desde a graduação por todo seu conhecimento e postura profissional, e por ter despertado meu interesse de aprofundar meus conhecimentos em marketing através deste trabalho. Agradeço a minha coorientadora Professora Doutora Cleo Schmitt Silveira, que tive o imenso prazer de conhecer durante o curso, que trouxe vários *insights* para este trabalho e por quem tenho grande admiração pela trajetória profissional. Devo um agradecimento especial para o Professor Doutor Rodrigo Heldt Silveira pelas contribuições dadas.

Gostaria de agradecer também ao companheirismo de minhas colegas, Nathália e Erika, durante as aulas do curso, que me deram apoio e dividiram as dificuldades acadêmicas, e por quem torço pelo sucesso profissional.

Agradeço imensamente aos professores que tive o prazer de conhecer durante o curso do mestrado e por todos os ensinamentos repassados.

Deixo um agradecimento especial para a Professora Doutora Fernanda Maria Müller, que foi uma das melhores professoras que já tive e que me deu a oportunidade de participar de suas aulas para aprender o *software* R- ferramenta essencial para realizar este trabalho.

Finalmente, não poderia deixar de agradecer ao meu marido, Professor Doutor Marcelo Brutti Righi, que todos os dias me inspira e por quem tenho imenso orgulho. Sem a ajuda dele eu não conseguiria vencer todos os desafios do mestrado.

Obrigada!

## RESUMO

A gestão de clientes de uma empresa envolve decisões estratégicas sobre os segmentos que deverão ser priorizados em virtude dos retornos que poderão proporcionar. Do ponto de vista do marketing, tornar a empresa centrada nas necessidades dos clientes pode gerar vantagens competitivas, bem como maiores receitas. Assim, é vantajoso que a empresa conheça os retornos de sua base de clientes, bem como risco que podem apresentar para a manutenção da saúde financeira da empresa a longo prazo. Novas propostas para a gestão de clientes usam a teoria financeira do portfólio de Markowitz com algumas adaptações. Nos estudos anteriores em marketing, o risco é comumente abordado como sendo o Desvio Padrão e Valor Condicional em Risco (CVaR ou Perda Esperada) dos retornos ou algumas de suas variantes. A abordagem sugerida por esta dissertação oferece alternativas para melhor alocação dos recursos de marketing entre os segmentos de clientes, considerando diferentes medidas de risco dos clientes já utilizadas em finanças, permitindo diferentes resultados a serem considerados pelos gestores. O trabalho utilizou as medidas de risco de Desvio Padrão (SD), Perda Média (EL), Perda Esperada (ES), Entrópica (ENT), Valor em Risco Expectílico (EVaR), Desvio da Perda Média (ELD), Risco do Desvio da Perda (SDR), Desvio Entrópico (DENT), Desvio do Valor em Risco Expectílico (DEVaR) e Perda Máxima (ML). A metodologia foi aplicada em uma base de dados de 2012 a 2017 com 6 segmentos de clientes de uma distribuidora de bens de consumo embalados no Brasil. Não houve uma medida de risco que pudesse ser considerada superior às demais, pois dependendo da medida de performance, algumas se sobressaíram melhor do que as demais. No critério de mínimo risco as medidas de cauda (ES, SDR, EVaR e DEVaR) não obtiveram destaque: seu desempenho foi pior comparado com as demais medidas. A exceção foi a ML, que obteve o melhor desempenho, especialmente na Média/Mínimo. Já no critério de máximo retorno por risco, a medida de ML novamente se sobressaiu sobre as demais no critério de Média/Mínimo. Já o EVaR se destacou no Índice de Sharpe. Os resultados sugerem que, para marketing, a medida de Perda Máxima (ML) - que dá mais peso aos segmentos que possuem menos dias com retorno nulo - apresenta melhor desempenho, pois mantém o fluxo de caixa mais estável, evitando dias sem negociação.

**Palavras-chave:** Gestão de clientes; Gestão do risco do portfólio de clientes; Otimização do portfólio de clientes; Medidas de risco.

## ABSTRACT

A company's customer management involves strategic decisions about the segments that should be prioritized based on the returns that they can provide. From a marketing perspective, making the company customer-centric can generate competitive advantages as well as higher revenues. Thus, it is advantageous for the company to know the returns of its customer base, as well as the risk that they may present for the maintenance of the company's financial health in the long term. New proposals for customer management use Markowitz's portfolio financial theory with some adaptations. In previous marketing studies, the risk is commonly referred to as the Standard Deviation and Conditional Value at Risk (CVaR or Expected Shortfall) of returns or some of its variants. The approach suggested by this dissertation offers alternatives for a better allocation of marketing resources among customer segments, considering different customer risk measures that are already used in finance, allowing different results to be considered by managers. This work used the risk measures of Standard Deviation (SD), Expected Loss (EL), Expected Shortfall (ES), Entropic (ENT), Expected Value at Risk (EVaR), Expected Loss Deviation (ELD), Shortfall Deviation Risk (SDR), Entropic Deviation (DENT), Expectile Value at Risk Deviation (DEVaR) and Maximum Loss (ML). The methodology was applied to a database from 2012 to 2017 with 6 segments of a consumer packaging goods distributor in Brazil. No risk measure could be considered superior to the others because depending on the performance measure, some stood out better than others. In the minimum risk criterion, the tail measures (ES, SDR, EVaR and DEVaR) were not highlighted: Its performance was worse compared to the other measures. The exception was ML, which had the best performance, especially in Medium/Minimum. In the maximum return per risk criterion, ML once again stood out over the others in the Average/Minimum criterion. The EVaR stood out in the Sharpe Ratio. The results suggest that, for marketing, the Maximum Loss (ML) measure - which gives more weight to segments that have fewer days with zero return - performs better, as it keeps the cash flow more stable, avoiding non-trading days.

**Keywords:** Customer management; Risk management of client's portfolio; Optimization of the customer portfolio; Risk measures.

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Retornos diários dos segmentos.....	54
Figura 2 - Retornos mensais dos segmentos.....	58
Figura 3 - Retornos diários da carteira de mínimo risco.....	61
Figura 4 - Retornos diários da carteira de máximo retorno por risco.....	67



## ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Estatísticas descritivas da margem de lucro operacional da amostra 1.....	55
Tabela 2 - Estatísticas descritivas da margem de lucro operacional da amostra 2.....	55
Tabela 3 - Correlações da margem de lucro operacional da amostra 1.....	56
Tabela 4 - Correlações da margem de lucro operacional da amostra 2.....	56
Tabela 5 - Estatísticas descritivas da margem de lucro operacional dos dados mensais.....	57
Tabela 6 - Correlações da margem de lucro operacional dos dados mensais.....	57
Tabela 7 - Pesos ótimos para mínimo risco.....	59
Tabela 8 - Performance para mínimo risco.....	62
Tabela 9 - Pesos ótimos para máximo retorno por risco.....	64
Tabela 10 - Performance para máximo retorno por risco.....	66
Tabela 11 - Pesos ótimos para mínimo risco sem o segmento Pet Shop.....	69
Tabela 12 - Pesos ótimos para máximo retorno por risco sem o segmento Pet Shop.....	70

## ÍNDICE DE QUADROS

Quadro 1 - Portfólios financeiros versus portfólios de clientes: criação de perfil de algumas diferenças chave.....	30
Quadro 2 - Resumo dos trabalhos sobre portfólio de clientes (continua).....	36

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>11</b>
1.1 OBJETIVOS.....	17
1.1.1 Objetivo geral.....	17
1.1.2 Objetivos específicos.....	17
<b>2 REFERENCIAL TEÓRICO.....</b>	<b>18</b>
2.1 A EVOLUÇÃO DO MARKETING PARA A CENTRALIDADE NO CLIENTE.....	18
2.1.1 Marketing para satisfazer clientes e melhorar a performance financeira da empresa.....	19
2.1.2 Valor da base de clientes.....	22
2.2 GESTÃO DE PORTFÓLIOS DE CLIENTES EM MARKETING.....	23
2.2.1 Teoria Moderna do Portfólio.....	24
2.2.2 Diferenças entre Portfólios Financeiros e Portfólios de Clientes.....	28
2.2.3 Aplicação da Teoria Moderna do Portfólio ao Marketing.....	30
2.2.4 Críticas à Aplicação da Teoria Moderna do Portfólio no Marketing.....	39
2.2.5 Medidas de risco.....	42
<b>3 MÉTODO.....</b>	<b>48</b>
<b>4 RESULTADOS.....</b>	<b>53</b>
4.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS.....	53
4.2 MEDIDAS DE RISCO PARA CARTEIRAS DE CLIENTES.....	59
4.3 TESTES DE ROBUSTEZ.....	68
<b>5 CONCLUSÃO E IMPLICAÇÕES GERENCIAIS.....</b>	<b>71</b>
5.1 LIMITAÇÕES DO ESTUDO E SUGESTÕES FUTURAS.....	73
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>74</b>

## 1 INTRODUÇÃO

Com a evolução do pensamento em marketing, o foco das empresas que antes era em vendas, produtos ou produção, passou a ser a orientação para os clientes e suas necessidades, a fim de desenvolver melhores relacionamentos que trariam maior satisfação para clientes, empresas, acionistas, funcionários e a sociedade como um todo. Com melhores relacionamentos com os clientes, espera-se que a empresa também obtenha melhor performance financeira (ANDERSON; FORNELL; MAZVANCHERYL, 2004; FORNELL et al., 2006).

O papel do marketing dentro das empresas seria, portanto, de conhecer as necessidades e desejos dos clientes e satisfazê-los para obter vantagem superior dentro do seu mercado de atuação. Em relação aos antecedentes do marketing orientado para o cliente, Sheth, Sisodia e Sharma (2000) salientam a pressão para melhorar a produtividade do marketing, a crescente diversidade nos mercados domésticos e de negócios, e os avanços da tecnologia. Já as consequências dessa orientação são a cocriação de valor com os clientes, redução dos custos fixos de marketing, organizações centradas nos clientes, terceirização de clientes e melhor gestão de suprimentos (SHETH; SISODIA; SHARMA, 2000).

No entanto, as estratégias de foco nos clientes podem gerar grandes custos e aí está a dificuldade em alinhar crescimento e lucro no longo prazo (KUMAR, 2008). Entre os desafios dos departamentos de marketing está a demonstração do valor de suas ações aos acionistas e a justificativa para alocação de recursos em determinados segmentos de clientes, além de auxiliar a empresa a tomar decisões sobre a gestão dos clientes considerando cenários de incerteza.

As empresas possuem limitações para o aumento de gastos em ações de marketing para conquistar novos clientes, e ainda há a dificuldade de focar em mercados-alvo que tragam maior lucratividade para a empresa. Buhl e Heinrich (2008) salientam que, em muitos casos, o portfólio de clientes<sup>1</sup> já existente resulta de decisões passadas descoordenadas que resultaram em esforços de aquisição, aquisições não planejadas e opções dos próprios clientes dadas as ofertas disponíveis. Por este motivo é importante a otimização do portfólio de clientes através da seleção dos melhores segmentos para concentrar os esforços de cultivo de relacionamento. A estratégia de otimização do portfólio de clientes propõe que se aloque mais recursos nos

---

1

Neste trabalho, a expressão “portfólio de clientes” será tratada como sinônimo de *portfólio de segmentos de clientes*, uma vez que cada segmento será tratado como um ativo.

segmentos mais interessantes para os *stakeholders*, dadas as restrições de gastos da empresa (RYALS; DIAS; BERGER, 2007).

Na tomada de decisão sobre investimentos em clientes, o valor de cada cliente pode ser estimado através do cálculo do CLV (*Customer Lifetime Value*), que permite a avaliação do valor dos clientes de forma individual, a exemplo de Kumar e Shah (2009), ou de forma agregada, somando os  $CLV_i$  e formando o CE (*Customer Equity*), assim como Rust, Lemon & Zeithaml (2004). Ainda que os modelos de CE permitam conhecer a lucratividade individual ou por segmento, que é o retorno oferecido, o risco geralmente refere-se a uma taxa de desconto que representa o custo médio ponderado de capital da empresa (WACC<sup>2</sup>) (BUHL; HEINRICH, 2008). Assim, segmentos de clientes arriscados do ponto de vista financeiro podem ser supervalorizados por gerarem maiores retornos, e segmentos que geram fluxos de caixa baixos porém estáveis – portanto, menos arriscados – podem ser desvalorizados (BUHL; HEINRICH, 2008).

A abordagem do CLV trata os clientes de forma individualizada, sendo que a proposta de portfólio visa a gestão do todo focando nos segmentos de clientes com características em comum e na interação destes (SILVEIRA, 2016). A abordagem do CLV também não considera diferenças de risco entre segmentos dentro de um portfólio, sendo mais um motivo para a realização deste estudo. É importante destacar que neste trabalho o foco será no risco dos segmentos de clientes da empresa sob o ponto de vista financeiro, pois frequentemente o marketing trata o risco como probabilidade de deserção (BOLTON; TARASI, 2015). Os demais riscos que os clientes apresentam para a empresa serão comentados em uma seção junto com as diferenças entre ativos financeiros e ativos de clientes, porém, não serão objeto de estudo no modelo proposto.

Na proposta para otimização do portfólio de clientes, frequentemente é utilizada a abordagem do portfólio financeiro de Markowitz (1952) com algumas adaptações para ajudar na tomada de decisões gerenciais (VIVIANI; KOMURA; SUZUKI, 2021). Diversos estudos em marketing limitam-se a mensurar a incerteza da gestão de clientes pelo desvio padrão ou variância dos retornos, captando apenas a dispersão sobre o valor esperado (RYALS; DIAS; BERGER, 2007; BUHL; HEINRICH, 2008; SACKMANN; KUNDISCH; RUCH, 2010;

---

2 O WACC é a sigla em inglês para o custo médio ponderado do capital para a formação de um negócio. Ele pode ser definido como o quanto um investimento deve gerar de lucro tomando como referência um período e pode ser usado como taxa de desconto no CLV. Quanto mais arriscado for o investimento, maior será o retorno que os investidores exigirão. Se o retorno do segmento for maior do que o custo de capital, o investimento deverá ser feito (BUHL; HEINRICH, 2008).

TARASI et al., 2011; JUHL; CHRISTENSEN, 2013). Como inovação no campo, destacou-se o trabalho de Silveira (2016), que propôs o uso do Valor Condicional em Risco (CVaR) como medida alternativa para avaliação do risco dos segmentos. Esta medida é um exemplar daquelas que estão mais preocupadas com potenciais perdas do que com variabilidade por si só. Ainda, existe uma vasta literatura financeira com diferentes maneiras de mensurar risco e incerteza com foco em resultados ruins (perdas) ou extremos mais do que na dispersão (ARTZNER et al., 1999). Desta forma, diferentes problemas e abordagens podem exigir distintas maneiras de mensuração do risco do ponto de vista financeiro. Assim, as diferenças conceituais nas medidas de risco permitem modelar/capturar mais de uma característica do risco, o que pode evidenciar resultados ainda não analisados na gestão do portfólio de clientes.

Ryals, Dias e Berger (2007) discutem as preferências de tomada de risco e retorno dos *stakeholders* da empresa: a atitude em relação ao risco muda entre os gestores, sendo que alguns possuem perfis mais arriscados, e outros mais conservadores. A atitude depende, inclusive dos fatores externos que afetam os lucros das empresas: medidas mais extremas e arriscadas são geralmente tomadas em períodos de crise. Este é mais um argumento para usar mais medidas de risco, porque o gestor de marketing pode escolher entre os critérios de definição do risco que é mais adequada à utilidade que se espera. Pode-se, inclusive, combinar critérios. Desta forma, a definição de como o risco financeiro será mensurado é importante para a empresa porque ajuda a prever e alocar gastos, bem como gerir os segmentos de clientes de forma otimizada através de investimentos que sigam a estratégia que a empresa desenvolveu (BOLTON; TARASI, 2015).

Conforme já citado por Knowles e Ambler (2009, p. 381, tradução nossa), “uma empresa está interessada em medir aquelas variáveis que melhor capturam os links entre as ações da administração e eventuais resultados financeiros”. Nas organizações orientadas para produtos, as métricas de performance das empresas são o número de novos produtos, lucratividade dos produtos e participação de mercado da empresa, por outro lado, na orientação para os clientes, valoriza-se o portfólio de clientes, a satisfação dos clientes, o CLV e o valor da base de clientes (SHAH et al., 2006).

As decisões sobre a administração do portfólio de clientes envolvem investimentos em clientes novos e existentes no mercado atendido, sendo que os clientes apresentam diferentes perfis de risco e retorno para a empresa, e que os investidores geralmente preferem ganhos

estáveis com fluxos de caixa previsíveis (TARASI et al., 2011). Dessa forma, embora os ativos sejam selecionados individualmente, o desempenho é medido em todo o portfólio, em que há uma compensação entre risco e retorno (MARKOWITZ, 1952). O melhor portfólio é aquele com menor risco para determinado retorno, ou maior retorno para determinado risco (TARASI et al., 2011). Um portfólio de clientes também é formado escolhendo clientes com diferentes riscos e retornos para otimizar a performance, pois se o fluxo de caixa de um cliente está decaindo, pode ser compensado por maiores retornos de outro cliente (TARASI et al., 2011). Tarasi et al. (2011) recomendam ainda que, se há diferenças significantes na variabilidade e taxa de retorno entre segmentos, e se for possível identificar as diferenças na variabilidade de características de consumidores, é possível construir portfólios eficientes de acordo com os agrupamentos em segmentos cujo fluxo de caixa é mais previsível, pois clientes individuais podem ter fluxos de caixa inexistentes em certo período.

Desta forma, fica claro que diferentes medidas de risco, por estarem captando distintas partes do fenômeno, podem levar a diferentes resultados na tomada de decisão. Em particular, este é o caso da decisão do portfólio de clientes, pois o balanço risco e retorno pode ser modificado. Por exemplo, um cliente pode apresentar pouca dispersão em seu consumo, porém uma chance grande de deixar de comprar. Note que isto tem relação mas não está contemplado na taxa de retenção, que é a probabilidade de o cliente voltar a comprar da empresa. Por outro lado, um cliente pode apresentar grande variabilidade em seu consumo (risco), mas sempre com bons resultados em termos de retorno financeiro.

Dentro desta perspectiva, é fundamental que se escolham medidas de risco adequadas para o problema específico que se quer abordar dentro do valor dos clientes. Ainda, é interessante realizar o processo de decisão considerando diversas alternativas para identificar padrões na ponderação ótima obtida, bem como analisar o desempenho visando escolher a melhor opção. Dessa forma, o foco central deste trabalho é considerar medidas de risco que incluam o grau de dispersão dos fluxos de caixa gerados pelos clientes, além de potenciais perdas em seu valor esperado, na mensuração do risco. Isto é relevante porque dois clientes, ou segmentos de clientes, com o mesmo retorno esperado, ou potencial de perdas, podem apresentar variabilidades muito distintas. Por outro lado, pode haver também discrepância em termos de perdas se apenas dispersões forem consideradas. Como exemplo de perdas, pode-se ver o parágrafo anterior.

Este trabalho se propõe a utilizar as seguintes medidas de risco que serão explicadas em capítulo específico: desvio padrão, perda média, perda esperada (também conhecida como valor em risco condicional), entrópica e o valor em risco expectílico, desvio da perda média, risco do desvio da perda, desvio entrópico, desvio do valor em risco expectílico e perda máxima. Estas medidas captam diferentes aspectos da distribuição dos dados. Tipicamente, diferentes empresas possuem distintos objetivos para tomada de decisão sob incerteza quanto a alocação de recursos de Marketing. Por exemplo, pode ser melhor evitar períodos com baixa rentabilidade (perdas) do que variabilidade. Maiores detalhes são apresentados em uma seção específica na sequência do texto.

Cabe destacar que a maioria dos trabalhos em marketing utilizam basicamente desvio padrão e CVaR (*Conditional Value at Risk*), além de algumas de suas variantes. Assim, mais estudos utilizando outras medidas da literatura podem emergir resultados importantes tanto para a academia como para a prática dos gestores de marketing. Como em finanças, no estudo de Righi e Borenstein (2018), medidas mais completas como as utilizadas neste trabalho se mostraram mais eficientes, é razoável supor que o mesmo padrão possa ocorrer em portfólios de clientes de marketing.

Surgem, então, algumas questões ainda não respondidas pela literatura existente: como devem ser alocados os investimentos em marketing nos segmentos de clientes considerando as diferentes abordagens do risco? Qual tipo de medida de risco é mais adequada para o risco dos clientes? Há diferença entre os portfólios propostos por estas medidas de risco? Há algum padrão compartilhado pelas medidas de risco?

Espera-se que a resposta a estes questionamentos aponte opções diferentes de gestão dos portfólios de clientes para os gestores de marketing, considerando os objetivos da empresa e acionistas. Para Tarasi et al. (2011), os modelos de portfólios otimizados seriam sugestões que devem ser consideradas em conjunto com os gestores de marketing de acordo com os objetivos, possibilidades e limitações da empresa e do mercado alvo.

Este trabalho, por conseguinte, visa discutir temas relevantes salientando o valor do cliente, e como a utilização de novas medidas de risco em finanças podem auxiliar na expansão do conhecimento sobre aplicações e resultados na gestão do portfólio de clientes. A ideia é que diferentes problemas requerem diferentes medidas de risco. Além disso, será realizado um estudo que utiliza várias medidas de risco para o mesmo problema ou situação, a fim de



encontrar padrões ou identificar a métrica mais adequada para cada caso, assim como já foi feito para finanças no trabalho de Righi e Borenstein (2018).

## 1.1 OBJETIVOS

Neste item serão apresentados o objetivo geral e objetivos específicos da dissertação.

### 1.1.1 Objetivo geral

O objetivo central da pesquisa é propor uma avaliação comparativa de riscos em portfólios de clientes utilizando diferentes medidas de risco de finanças.

### 1.1.2 Objetivos específicos

Para alcançar o objetivo geral acima exposto, é necessário atingir os seguintes objetivos específicos:

- Aplicar as medidas de risco dos segmentos na base de clientes de uma empresa, determinando o nível de risco atual de cada segmento de clientes de acordo com cada medida proposta;
- Analisar o desempenho de portfólios de segmentos de clientes com mínimo risco e melhor retorno por unidade de risco considerando diferentes abordagens de mensuração do risco.
- Verificar padrões e diferenças no desempenho das medidas de risco.

## 2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção trará os principais conceitos de marketing sobre a gestão atual de clientes, iniciando pela forma como o pensamento em marketing evoluiu desde seus primórdios até a atual orientação para clientes. A seguir serão apresentadas as abordagens para determinação do valor da base de clientes da empresa. Logo após, será apresentada a literatura sobre otimização de portfólios de clientes em marketing. Finalmente, serão elencadas alternativas de métricas de finanças para avaliação do risco aplicadas à gestão do portfólio de clientes.

### 2.1 A EVOLUÇÃO DO MARKETING PARA A CENTRALIDADE NO CLIENTE

O foco do marketing nas organizações foi evoluindo com o desenvolvimento da disciplina desde seus primórdios, sendo que atualmente têm-se dedicado atenção à orientação para os clientes. Wilkie e Moore (2012) identificaram quatro eras da evolução do pensamento em marketing, desde os anos 1900 até os dias atuais. Inicialmente, no estabelecimento do campo de pesquisa, de 1900 a 1920, com a Revolução Industrial e produção em massa, dentro das empresas o objetivo do marketing e das vendas era gerar demanda para os produtos da empresa (KEITH, 1960; WEBSTER, 1997). Já na década de 1920 a 1950, as empresas começaram a se conscientizar sobre os consumidores e seus desejos, e a buscar informações no mercado para dar suporte ao setor de vendas (KEITH, 1960). De 1950 a 1980, quando a área de marketing cresceu e se desenvolveu, focou-se na satisfação das necessidades dos clientes, porém, a orientação para produtos e vendas continuou em muitas empresas, ainda organizadas em silos de departamentos (WEBSTER, 1997). A partir de 1980, o cerne do marketing mudou influenciado pela tecnologia da informação: de transações para a criação de relacionamentos de longo prazo com clientes (WEBSTER, 1997). Com o aumento da disponibilidade, facilidade de acesso e barateamento do armazenamento e processamento de dados, as empresas puderam coletar mais informações sobre os clientes e desenvolver estratégias de acordo com as características deles. A internet também possibilitou ofertas individualizadas, de acordo com o histórico de busca das pessoas e de seus interesses.

As empresas precisaram tornarem-se orientadas para o mercado, atendendo as necessidades e expectativas em termos de produtos e serviços. A orientação para o mercado pode ser considerada como consistindo de três componentes comportamentais: orientação para o

cliente, para os competidores e coordenação interfuncional; e de dois critérios de decisão: foco no longo prazo e no lucro (NARVER; SLATER, 1990). Esta orientação para o mercado se tornou mais do que um diferencial, sendo um custo para fazer negócios e evitar o fracasso (KUMAR et al. 2011).

Posteriormente, a orientação para os clientes exigiu uma mudança na forma de administrar o marketing: de uma orientação para os produtos (atendimento do mercado em massa), para a orientação para o mercado (divisão do mercado em grandes segmentos e nichos), e finalmente para a criação de estratégias de segmentação dos clientes para atendimento individualizado (SHETH; SISODIA; SHARMA, 2000). A centralização no cliente implica “compreender e satisfazer as necessidades, desejos e recursos de consumidores e clientes individuais, em vez de mercados de massa ou segmentos de mercado” (SHETH; SISODIA; SHARMA, 2000, p. 56-57, tradução nossa), focando nos clientes mais interessantes. Shah et al. (2006, p. 113, tradução nossa) sugerem “um caminho para a centralização no cliente que é impulsionado por um forte compromisso de liderança, realinhamento organizacional, suporte de sistemas e processos e métricas financeiras revisadas”. A mudança está na estratégia que a empresa opta por usar, disseminando-a por todos os setores da organização. Uma meio de a empresa conseguir formular estratégias de marketing de forma mais eficiente é agrupando os clientes em segmentos baseados em características em comum ou em padrões comportamentais que esses clientes compartilham. Deste modo, existe uma lacuna de decisão a ser tomada acerca de como distribuir os recursos de marketing entre os diferentes segmentos de clientes, pois há limitação de recursos disponíveis. Assim, o portfólio de clientes é uma forma de auxiliar na tomada de decisão através da otimização da gestão dos segmentos com base em critérios objetivos.

A partir da visão de que a centralidade do cliente seria mais benéfica para a empresa em termos de performance, é importante considerar o valor que os clientes têm a oferecer em termos financeiros, que será objeto de discussão a seguir.

### **2.1.1 Marketing para satisfazer clientes e melhorar a performance financeira da empresa**

A satisfação dos clientes envolve o desenvolvimento de relacionamento com a empresa e foco nos resultados a longo prazo, porém, nem sempre as empresas estão dispostas a investir em

estratégias mais duradouras. Dentre as vantagens da centralidade do cliente, Shah et al. (2006) destacam a *accountability* (responsabilização) do setor de marketing para gerenciar os relacionamentos com clientes e assim, obter desempenho financeiro superior. Vargo e Lusch (2004) propuseram dentro da lógica dominante de serviços que o *feedback* é obtido dos clientes e do desempenho financeiro da empresa para que se possa desenvolver estratégias benéficas a ambas as partes envolvidas no processo de troca.

Direcionar recursos para a centralidade do cliente pode gerar resultados não-financeiros difíceis de medir diretamente, tais como maior satisfação dos clientes, menor sensibilidade dos clientes às variações de preço, menos deserções de clientes, entre outros, que podem influenciar a performance financeira da empresa (HART, 1999). Um dos grandes desafios do departamento de marketing é, portanto, demonstrar o valor de suas ações (HANSSENS; PAUWELS, 2016).

Ativos intangíveis como o valor da marca (*brand equity*) e o valor da base de clientes da empresa, o CE (*customer equity*), também podem ser difíceis de mensurar (AMBLER, 2003) e exigem análises de retorno a longo prazo. Uma das dificuldades do marketing é que a administração deve prever os resultados de suas ações, mas nunca haverá certeza sobre os resultados. É difícil prever o comportamento futuro dos clientes com base em dados passados. O problema é saber se os esforços de marketing estão sendo direcionados para clientes que querem comprar novamente (KUMAR, 2008).

Para verificar se as ações do marketing centrado nos clientes efetivamente geram resultados superiores para as empresas, foram realizados estudos sobre o retorno financeiro relacionado à satisfação dos clientes e à fidelidade. No trabalho de Anderson (1996) é mostrado que à medida que a satisfação dos clientes aumenta, o nível de tolerância ao aumento de preços também pode aumentar. Posteriormente, Anderson, Fornell e Mazvancheryl (2004) usaram medidas para verificar a associação entre o nível de satisfação dos clientes, medida pelo ACSI (*American Customer Satisfaction Index*) e o valor do acionista, medido pelo  $q$  de Tobin, e verificaram que essa associação é positiva e significativa, e varia entre indústrias e entre firmas. Os autores afirmam que clientes leais e satisfeitos formam um ativo de geração de receita para a empresa, e que fornecer informações sobre isso aos acionistas é importante. Fornell et al. (2006) verificaram que o portfólio de ações de empresas com clientes mais satisfeitos (índice medido pelo ACSI) apresentara alto retorno e menor risco. Embora a satisfação dos clientes seja recompensada, o mercado de ações pode demorar para responder

às alterações nos níveis de satisfação dos clientes das empresas. Fornell, Morgeson e Hult (2016) encontraram evidências empíricas de que os retornos das ações de empresas com alta satisfação do cliente geralmente superam os ganhos de mercado, proporcionando melhores retornos para os acionistas.

Pela perspectiva de retenção dos clientes, ou tempo de relacionamento com a empresa, Reinartz e Kumar (2000) estudaram a lucratividade de clientes de longo prazo em ambientes não contratuais, onde é mais difícil estimar o gasto futuro dos clientes (ex: lojas de departamento). Eles descobriram que são as receitas que impulsionam o valor da vida de um cliente e não o tempo de retenção do cliente. Isto é, ter um cliente com horizonte longo de tempo de retenção não necessariamente implicará em um aumento de receita vitalícia, redução de custos de veiculação e menor sensibilidade ao preço. Na pesquisa, clientes com alta receita foram preferíveis, independentemente do tempo de retenção. Posteriormente, em Kumar (2008), foi feita uma análise de um estudo feito com uma empresa de tecnologia que mostrou que metade dos clientes fiéis mal geravam lucro. Metade dos clientes mais lucrativos eram de curto prazo (que compravam muitos produtos com altas margens antes de parar de comprar). Dentro da pesquisa, os clientes com menor custo de atendimento para a empresa foram os de curto prazo, pois clientes fiéis são caros para manter porque demandam mais esforços de marketing e querem obter mais descontos (WIESEKE; ALAVI; HABEL, 2014), o que mostra que clientes fiéis não estão sempre dispostos a pagar mais caro e gerar enormes lucros, ao contrário do que Hart (1999) pregava.

A orientação para clientes também considera que as empresas podem terceirizar um subconjunto de clientes que não é tão lucrativo ou que não seja do interesse da empresa (SHETH; SISODIA; SHARMA, 2000). A terceirização pode implicar na distribuição do atendimento de clientes para outras empresas, estratégia mais adequada do que a de negligenciar os clientes menos lucrativos, que pode gerar repercussões negativas na reputação e no valor da marca. Wyner (1999) também incentiva as empresas a focarem em clientes mais lucrativos e a encorajar clientes não lucrativos a desenvolverem comportamentos mais lucrativos. Os clientes mais valiosos podem apresentar diferentes atitudes e necessidades, o que exige que a empresa os conheça. Estas formas de administrar o atendimento dos clientes individualmente visa, pela perspectiva da orientação para clientes, formar uma base satisfeita que pode gerar maiores lucros e aumentar o valor das ações das empresas.

### 2.1.2 Valor da base de clientes

Dentro da lógica da orientação para clientes, os gestores podem tratar todos os clientes da mesma maneira ou desenvolver estratégias diferenciadas para cada segmento (SILVEIRA, 2016). Se a opção feita pela empresa for a segmentação, pode-se utilizar algumas variáveis para agrupamento como: faturamento, RFM (sigla em inglês para Recência da última compra, Frequência de compra e Valor Monetário das compras, citada por REINARTZ; KUMAR, 2000), lucratividade (por exemplo, o *customer equity*), lealdade e satisfação (SILVEIRA, 2016). Segundo Reinartz e Kumar (2000), o modelo RFM pode resultar em alocação abaixo do ideal de recursos limitados, pois a empresa deve investir constantemente em cada cliente e as receitas dos clientes são muito mais instáveis. As demais variáveis citadas (faturamento, lealdade e satisfação) têm longo histórico de debate na literatura, que não serão alvo de discussão neste trabalho. Será dado foco na explicação da lucratividade dos clientes.

O valor da base de clientes da empresa, CE (*customer equity*), é uma métrica bastante utilizada pelos gestores de marketing para avaliar o valor dos clientes para a empresa, e corresponde ao somatório dos  $CLV_i$  de cada um dos clientes atuais e potenciais da empresa. Segundo Kumar (2008, p. 3, tradução nossa), “*Customer Lifetime Value* se refere ao valor presente líquido do lucro futuro de um cliente”, englobando a receita, gastos e comportamento do consumidor. Reinartz, Thomas e Kumar (2005) destacam ainda que o CLV implica completo conhecimento (passado e futuro) do valor do cliente. O modelo clássico de CLV de Reinartz e Kumar (2003) pode ser obtido através da seguinte equação:

$$CLV_i = \sum_{t=0}^T \frac{m_t r_t}{(1+d)^t}, \quad (1)$$

onde  $m_t$  é a margem de contribuição do cliente  $i$  no tempo  $t$ ,  $r_t$  é a taxa de retenção por período  $t$ ,  $d$  é a taxa de desconto e  $T$  é o horizonte de tempo de relacionamento considerado. A margem de contribuição é obtida pela receita gerada pelo cliente no período  $t$  menos custos variáveis e despesas variáveis de servir ao cliente no período  $t$ . A soma dos  $CLV_i$  resulta no CE na abordagem *bottom-up*.

Geralmente segmentos de clientes mais arriscados são supervalorizados porque geram maior fluxo de caixa para a empresa, e os segmentos com fluxos de caixa mais baixos e estáveis –

que apresentam risco menor – são desvalorizados (BUHL; HEINRICH, 2008). Kumar (2008), mostra que o CE pode ser medido de duas maneiras:

- **De cima para baixo** (*top-down*): envolve “estimar a média do *customer equity* (ou valor vitalício) do cliente” (KUMAR, 2008, p. 4). O CE é o valor de todos clientes da empresa: uma gestão genérica da base de clientes. Neste modelo, todos os clientes ou segmentos de clientes têm o mesmo CLV.

- **De baixo para cima** (*bottom-up*): estima o valor de cada cliente para a empresa e somam-se os  $CLV_i$  para chegar ao valor da base de clientes da empresa. Para tanto, são necessários dados individuais dos clientes. Wyner (1999) acredita que, conhecendo a lucratividade de cada cliente, a empresa pode criar diferentes estratégias para alcançar seus objetivos.

Para que a empresa possa direcionar seus esforços de marketing aos clientes-alvo, é possível organizá-los em segmentos de acordo com características pré-definidas pela empresa, e também em portfólios. No entanto, um aspecto pouco abordado pelo marketing é a avaliação do risco que o portfólio de clientes pode apresentar. O CLV considera os retornos futuros esperados dos clientes, mas não pondera o risco da volatilidade dos retornos (BUHL; HEINRICH, 2008). De acordo com Silveira (2016), nos modelos de CE o risco considerado refere-se à empresa, e embora alguns modelos de CE permitam que seja feita a segmentação dos clientes de acordo com a lucratividade, a maioria não considera as possíveis diferenças nos níveis de risco entre os segmentos.

Partindo da necessidade de mais estudos sobre o valor do cliente, a próxima seção abordará como os estudos em marketing vêm abordando a questão da gestão do portfólio de clientes e do risco.

## 2.2 GESTÃO DE PORTFÓLIOS DE CLIENTES EM MARKETING

Nesta seção serão apresentados conceitos sobre a teoria moderna do portfólio em finanças. A partir destes, se elencarão as diferenças entre portfólios financeiros e de clientes, que serão a base para apresentar como o assunto está sendo tratado pelos acadêmicos e as pesquisas feitas até o momento. Em seguida, serão apresentadas algumas críticas aos modelos utilizados na gestão dos portfólios de clientes que constituem a motivação para utilizar-se novas medidas de cálculo do risco dos segmentos de clientes.



### 2.2.1 Teoria Moderna do Portfólio

A teoria do portfólio de Markowitz (1952) aborda a escolha do portfólio de ativos financeiros considerando os retornos esperados de um investimento e o risco como a variância ou desvio-padrão dos retornos esperados. Como os retornos não podem ser previstos, dado que o mercado possui variações, o retorno é sempre “esperado” ou “antecipado”.

A maximização do retorno não deve ser o único objetivo dos investidores, pois isso implicaria a alocação de todos os recursos em um único ativo que oferecesse maior retorno. O autor defende que um único ativo pode ter maiores retornos e menores riscos em relação a outros ativos, porém, a diversificação pode reduzir ainda mais o risco sem comprometer tanto o retorno (MARKOWITZ, 1952). Além disso, investir em um único ativo é arriscado, considerando-se que esse ativo não seja um ativo livre de risco.

Em um portfólio, os retornos dos ativos estão correlacionados entre si, portanto, a diversificação não pode eliminar toda a variância (risco). O ideal é ter ativos pouco correlacionados entre si, geralmente ativos com características diferentes. A diversificação pode reduzir o risco não-sistemático ou idiossincrático (relacionado a cada ativo individual), mas não o risco sistemático ou não-idiossincrático (relativo ao risco do mercado). O portfólio Markowitz (1952) propõe que dentre diversas combinações de portfólios possíveis, se deve optar por aquele com mínimo risco para determinado retorno, ou máximo retorno para determinado risco.

O portfólio otimizado de Markowitz (1952) deve maximizar uma utilidade baseada em retorno e risco (variância), havendo duas restrições: a taxa de retorno do portfólio exige que a soma dos pesos dos segmentos seja igual a 1, e que todos os pesos sejam maiores ou iguais a zero. Formalmente, temos o seguinte problema de otimização:

$$\max_{w \in \mathbb{R}^n} \mu \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right) - \frac{A}{2} \sigma^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right)$$

sujeito a

$$w_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

(2)

Onde  $w = \{w_1, \dots, w_n\}$  são os pesos,  $X_1, \dots, X_n$  são os retornos dos ativos,  $\mu$  é a média (operador de valor esperado),  $\sigma^2$  é a variância, definida como  $\sigma^2(X) = \mu((X - \mu(X))^2)$ , e  $A$  é o coeficiente de aversão ao risco de Arrow-Pratt. Este problema é equivalente a obter mínimo risco para determinado retorno, ou máximo retorno para determinado risco. Formalmente temos a variância:

$$\min_{w \in \mathbb{R}^n} \sigma^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right)$$

sujeita a

$$\mu \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right) = \mu^*$$

$$w_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

sendo o  $\mu^*$  o retorno alvo exigido, e a média:

$$\max_{w \in \mathbb{R}^n} \mu \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right)$$

sujeita a

$$\sigma^2 \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right) = \sigma^*$$

$$w_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

sendo o  $\sigma^*$  o risco alvo. A teoria financeira do portfólio propõe que os ativos podem ser escolhidos individualmente, mas a performance é medida no portfólio inteiro, considerando risco e retorno (MARKOWITZ, 1952). Este conceito também pode ser aplicado para a gestão de portfólios de clientes, nas quais decisões de alocações de recursos em estratégias de marketing para determinados segmentos de clientes podem ser consideradas como decisões de investimento (RYALS; DIAS; BERGER, 2007).

A fronteira eficiente determina os melhores retornos possíveis para um investimento: portfólios com alto risco e alto retorno, ou baixo risco e baixo retorno (SHARPE, 1964). Os

gestores de marketing podem escolher entre diversos portfólios dentro da fronteira eficiente e rejeitar aqueles abaixo da fronteira eficiente porque apresentam menor retorno para determinado nível de risco. Já os portfólios acima da fronteira eficiente exigem investimentos maiores em marketing para serem alcançados, que está fora do alcance da empresa dados seus gastos atuais (RYALS; DIAS; BERGER, 2007).

O Índice de Sharpe localiza um portfólio em relação à fronteira eficiente, que é uma medida dos retornos ajustados ao risco (SHARPE, 1964). Em finanças, para medir o Índice Sharpe, o retorno de um ativo individual é comparado ao retorno do ativo livre de risco para gerar o excesso de retorno do ativo, e dividido pelo risco. Formalmente, temos para um determinado retorno  $X$  que:

$$S(X) = \frac{\mu(X) - r_f}{\sigma(X)}, \quad (5)$$

onde  $\mu$  é a média do retorno  $X$ ,  $r_f$  é a taxa de juros livre de risco e  $\sigma$  é o desvio padrão do retorno  $X$ . A partir da definição do nível de risco aceitável é escolhida a portfólio com maior Índice de Sharpe (SHARPE, 1964). Quanto maior o Índice de Sharpe, maior o retorno do ativo individual em relação ao seu nível de risco.

Quanto menor for a correlação entre os ativos, melhor é o Índice de Sharpe, pois se um ativo performa mal em determinado período, outro ativo pode compensar, balanceando o portfólio, sendo este o efeito de diversificação do risco (RYALS; DIAS; BERGER, 2007). A diversificação do portfólio depende de três fatores: “(1) da participação ou proporção relativa que cada ativo individual representa em um portfólio; (2) o número de diferentes classes de ativos no portfólio; e (3) as covariâncias entre os retornos dos diferentes ativos do portfólio” (HUTT; TARASI; WALKER, 2012, p. 8, tradução nossa).

Como consequência, Sharpe (1964) estuda um modelo de equilíbrio em um mercado onde todos os agentes possuem a mesma informação e otimizam seus investimentos conforme o exposto por Markowitz (1952). A consequência é que todo o risco não sistemático – específico de uma empresa – pode ser eliminado, de modo que tudo o que resta para ser considerado é o risco sistemático – do mercado como um todo. Ainda, ele explicita o retorno excedente de qualquer ativo em uma função linear do retorno excedente do mercado. Assim, é

determinado o Modelo de Precificação de Ativos de Capital (CAPM, do inglês *Capital Asset Pricing Model*). Formalmente, se obtém para um retorno  $X$  tal que:

$$\mu(X) - r_f = \beta (\mu(M) - r_f), \quad (6)$$

onde  $M$  é o retorno do ativo de mercado e  $\beta$  (beta) é um indicador da sensibilidade do retorno

em relação ao mercado. Temos que  $\beta = \frac{\sigma(X, M)}{\sigma^2(M)}$ , onde  $\sigma(X, M) = \mu((X - \mu(X))(M - \mu(M)))$  é a covariância entre  $X$  e  $M$ . Assim, temos que o risco de  $X$  é dado por  $\sigma(X)^2 = \beta^2 \sigma^2(M)$ , de modo que tudo que importa para saber se um retorno é arriscado é seu beta: quanto maior em módulo, maior o risco.

Deste modo, visando medir performance de um investimento no ambiente CAPM, Treynor (1966) adapta o Índice de Sharpe para considerar o beta como sendo o risco. Formalmente temos que o Índice de Treynor é:

$$T(X) = \frac{\mu(X) - r_f}{\beta}. \quad (7)$$

Por fim, ao realizar regressões lineares empíricas para testar o CAPM, Jensen (1968) descobriu que de fato há um intercepto. Tal intercepto mede o quanto um retorno está acima ou abaixo do que deveria ser predito pelo CAPM. Formalmente, temos então que:

$$\mu(X) - r_f = \alpha + \beta (\mu(M) - r_f), \quad (8)$$

onde  $\alpha$  é conhecido como alfa de Jensen, e é diretamente uma medida de desempenho do portfólio, indicando performances anormais ou o retorno incremental: retorno do portfólio acima (abaixo) do retorno do portfólio de referência se for positivo (negativo).

Para aplicar a teoria financeira do portfólio, no entanto, algumas diferenças devem ser consideradas entre portfólios financeiros e de clientes, e adaptações podem ser feitas para a aplicação em marketing.

### 2.2.2 Diferenças entre Portfólios Financeiros e Portfólios de Clientes

Os clientes podem ser considerados como ativos das empresas e como tais, é importante desenvolver políticas de alocação de recursos de marketing para administrar o relacionamento com os segmentos de maior interesse financeiro, seja para conquistar ou manter clientes. A gestão do portfólio de clientes é a etapa seguinte à segmentação dos clientes da empresa, que geralmente é uma decisão do gestor de marketing, que escolhe os critérios mais convenientes para agrupar clientes que compartilham determinadas características e comportamentos em comum, podendo ser critérios geográficos (JUHL; CHRISTENSEN, 2013), perfil de gastos (TARASI et al., 2011), canal de compra (NOROUZI; ALBADVI, 2016), etc. Após a segmentação, a criação dos portfólios permite visualizar quais clientes são mais interessantes para a empresa e em quais ela deve focar seus esforços de marketing, considerando o retorno e o risco dos segmentos.

Os portfólios de clientes podem ser comparados aos portfólios financeiros, porém é importante destacar algumas diferenças com base na literatura de gestão do portfólio de clientes:

**Natureza do ativo:** os ativos financeiros podem ser prontamente comprados no mercado, no entanto, os clientes-alvo de uma empresa dependem dos investimentos em ações do mix de marketing (preço, promoção, distribuição, comunicação, vendedores, etc) para sua atração e retenção, o que não é uma garantia de sucesso (TARASI et al., 2011). As ações de marketing devem considerar diversos fatores referentes aos segmentos de interesse e também podem demorar para apresentar resultados em termos financeiros.

**Retornos:** em finanças, os retornos são proporcionados pela mudança no valor do investimento, incluindo aumento do capital e rendimento. No entanto, os clientes podem proporcionar, além de retornos no fluxo de caixa da empresa, contribuições indiretas por meio de processos sociais (BANZ et al., 2016). Segundo Ryals, Dias e Berger (2007), os gastos em ações de marketing também afetam os retornos do portfólio, diferentemente dos investimentos financeiros, cujos retornos são determinados pelo mercado de forma independente da alocação de recursos.

**Incerteza:** em finanças, a diferença entre os retornos esperados e os efetivamente realizados são o risco do investidor (TARASI et al., 2011). Todavia, há outros elementos que afetam o risco na gestão de clientes além do retorno esperado: Buhl e Heinrich (2008) alertam que os

clientes podem migrar para outro competidor ou estabelecer relacionamento com mais de uma empresa, o que impacta no CLV esperado e no risco do segmento a que o cliente pertence. Outro ponto a ser ressaltado é que as relações contratuais geralmente são mais duradouras devido às cláusulas do contrato, mas podem ser terminadas, assim como os clientes podem decidir repentinamente romper um relacionamento não contratual com a empresa (SACKMANN; KUNDISCH; RUCH, 2010).

Bolton e Tarasi (2015) destacam que o risco atrelado à variabilidade do fluxo de caixa gerado pelos clientes pode ser afetado por fatores como dinâmicas de comportamento dos clientes: deserção, uso do produto e compra cruzada (*cross-buying*). Os autores também destacam alguns fatores que influenciam as fontes de risco do fluxo de caixa: boca-a-boca (clientes influenciando outros clientes); fatores competitivos influenciando a aquisição, retenção ou troca de clientes, recuperação e troca de marca; fatores da firma como decisões sobre o desenvolvimento de novos produtos, extensão de categorias e lançamentos; eficiência dos canais (de comunicação, de distribuição); e mudanças de mercado, esta última fora do controle da empresa, pois se refere a períodos de mudanças no mercado, ambientais ou econômicas, as quais são difíceis de prever.

**Restrições de aumento de segmentos:** em finanças, não há restrições para aumentos do tamanho da participação de um ativo do portfólio, porém, em marketing Buhl e Heinrich (2008) definem as restrições de crescimento dos segmentos de clientes como as barreiras de entrada e saída dos mercados. As barreiras de entrada referem-se às restrições à conquista de novos clientes (por exemplo, a criação um novo produto para um novo segmento), e as barreiras de saída tratam-se dos segmentos que a empresa deseja deixar de atender. Existe ainda o custo de oportunidade de não vender para um determinado segmento (BUHL; HEINRICH, 2008), especialmente se os gastos dos esforços de aquisição ou manutenção forem pequenos, o que deve ser considerado no cálculo dos retornos esperados.

Os argumentos sobre as diferenças entre os portfólios financeiros e de clientes são explorados em maior profundidade por Hutt, Tarasi e Walker (2012), os quais discutem cada um dos pontos apresentados e, ao final, apresentam uma tabela que os resume.

Quadro 1 - Portfólios financeiros versus portfólios de clientes: criação de perfil de algumas diferenças chave

Variáveis	Portfólio Financeiro	Portfólio de Clientes
Ativos	<p>Infinitamente divisível</p> <p>Mercado líquido</p> <p>Os ajustes de portfólio podem ser prontamente realizados</p> <p>Preço de um título definido pelo mercado</p> <p>Proprietários de ações e/ou títulos da empresa incorrem em custos mínimos de manutenção</p>	<p>Não é infinitamente divisível</p> <p>Mercado relativamente ilíquido</p> <p>Ajustes de portfólio envolvem maiores custos de transação e acesso</p> <p>Preço de um novo cliente definido pelos custos de aquisição</p> <p>Os clientes existentes exigem investimentos contínuos</p>
Retornos	<p>Valorização (ou perda) de capital mais rendimento em dinheiro</p> <p>O retorno é independente da quantidade investida</p> <p>O peso do portfólio de ativos não impacta o retorno do ativo</p> <p>O investidor não pode influenciar o retorno do ativo</p>	<p>Fluxo de caixa e lucro mais aprendizagem, efeitos de rede e referências</p> <p>Retornos não lineares dos investimentos de ativos de clientes</p> <p>Peso do portfólio de segmentos de clientes impacta os retornos (por exemplo, aumentando os retornos por escala)</p> <p>Influência das ações gerenciais nos retornos dos clientes</p>
Incerteza	Variabilidade do retorno esperado versus realizado	Variabilidade do fluxo de caixa esperado e lucro versus retorno realizado mais probabilidade de deserção

Fonte: adaptado de Hutt, Tarasi e Walker (2012, p. 28, tradução nossa).

Apesar de haver diferenças entre portfólios financeiros e de clientes, há semelhanças que devem ser consideradas, como o fato de que investimentos devem ser feitos tanto para aquisição de ativos financeiros quanto para aquisição de novos clientes, e que os retornos dos clientes variam assim como os retornos dos ativos (BUHL; HEINRICH, 2008). Algumas adaptações foram realizadas por autores de marketing para que fosse possível aplicar a teoria do portfólio financeiro à gestão do portfólio de clientes (TARASI et al., 2011). As diferenças entre portfólios de clientes e portfólios financeiros abordadas aqui, bem como os demais riscos que os clientes apresentam para a empresa que não são financeiros também devem ser consideradas pelos gestores na tomada de decisão.

### 2.2.3 Aplicação da Teoria Moderna do Portfólio ao Marketing

A aplicação da Teoria Moderna do Portfólio ao marketing sugere que os portfólios ótimos de segmentos de clientes serão aqueles que provêm maiores retornos com o mesmo nível de

risco, ou menores riscos para o mesmo nível de retorno (RYALS; DIAS; BERGER, 2007). A administração do risco dos portfólios, embora seja muito utilizada em finanças, ainda é pouco explorada pelos gestores de marketing na administração do portfólio de clientes da empresa. Frequentemente, o portfólio de clientes é o resultado de ações de marketing descoordenadas ou do crescimento não programado da empresa (BUHL; HEINRICH, 2008; TARASI et al., 2011). Por este motivo, a partir da segmentação dos clientes da empresa, o portfólio de clientes deverá ser administrado para otimizar os ganhos da empresa e reduzir os riscos que os clientes representam.

Para compreender a evolução história dos estudos sobre os portfólios de clientes, é elaborada uma linha de pensamento que mostra como os estudos estão se desenvolvendo. A seguir serão apresentados os principais estudos da área e ao final desta seção há uma tabela com resumo dos artigos.

A gestão dos clientes em segmentos dentro de portfólios começou a se destacar a partir do trabalho de Ryals, Dias e Berger (2007), que aplicam a teoria moderna do portfólio de Markowitz (1952) em uma varejista de alimentos com modelos simplificados de dois segmentos de clientes baseados em dados reais, e em uma manufatura de bebidas com vários segmentos, visando calcular a fronteira eficiente de portfólios. Utilizando os retornos esperados de segmentos de clientes, correlação entre segmentos e o desvio-padrão dos retornos como medida de risco, afere-se que apenas com a realocação de recursos entre segmentos é possível melhorar os retornos e reduzir o risco do portfólio de clientes. No segundo teste empírico com a varejista de alimentos, os autores utilizaram como medida de retorno as vendas multiplicadas pelas margens subtraídas dos gastos de marketing (retornos como porcentagem de vendas). Já o terceiro teste empírico apresentado carece de dados sobre a empresa, sendo relatado como um estudo exploratório em uma marca de whisky que reafirma a eficiência da realocação de gastos em segmentos de marketing.

Posteriormente, Buhl e Heinrich (2008) usam como medida de retorno o CLV esperado descontando os custos variáveis diretos dos clientes (resultado de ações de aquisição, serviço, consultoria e custos de transação), dividido pela taxa de desconto no tempo, e multiplicado pela taxa de crescimento do segmento no tempo. O retorno do portfólio é a soma dos pesos multiplicados pelas médias dos  $CLV_i$  esperados. O risco é considerado como o desvio-padrão dos retornos. Os autores aplicam o modelo de portfólio Markovitz (1952) com nove segmentos de profissões de clientes de uma empresa financeira, inicialmente com médicos,



advogados e economistas, e após acrescentando um segmento por vez e recalculando o portfólio otimizado. Os autores verificaram no estudo que as correlações imperfeitas entre os segmentos ajudam a maximizar o valor do portfólio.

Em seguida, Sackmann, Kundisch e Ruch (2010) aplicam a teoria financeira do portfólio de Markowitz (1952) para otimizar o portfólio de clientes em uma varejista online que usa sistema de CRM (sigla em inglês para Administração do Relacionamento com o Cliente). A empresa possuía clientes orientados para relacionamento, os quais compraram várias vezes durante um período de tempo; e clientes orientados para transações. Os clientes orientados para transações eram aqueles que compraram somente durante um esforço de aquisição da empresa e depois pararam de comprar, sendo considerados como clientes novos se recomprassem em um novo período, usando um conceito comparável com o *lost for good*<sup>3</sup> (SACKMANN; KUNDISCH; RUCH, 2010, p. 629). Considerando risco e retorno dos segmentos de clientes, os autores concluem que clientes leais geram maior CLV, mas não são necessariamente ótimos para o portfólio de clientes quando considerado o risco dos fluxos de caixa. Além disso, mostram a importância de manter segmentos com baixa correlação entre si. Entre os marcos nos trabalhos sobre gestão de portfólios, destaca-se o artigo de Tarasi et al. (2011), que foi inovador ao usar a teoria do portfólio aplicada a mais de dois segmentos de clientes para estudar o risco da vulnerabilidade e volatilidade dos fluxos de caixa dos clientes. No estudo, clientes foram divididos em seis segmentos (*clusters*) de acordo com a variabilidade mensal nos fluxos de caixa e posteriormente em portfólios. Os autores utilizaram a variância do fluxo de caixa dos *clusters* como medida de risco, e lucro antes de juros e impostos – LAJIR – dividido pela receita total do *cluster* como retorno. Como critério de performance, utilizou o índice o índice de recompensa do cliente RtV (sigla em inglês para *reward-to-variability*), que é medido pelo retorno médio dividido pelo desvio-padrão, semelhante ao Índice de Sharpe (1964) em finanças. O portfólio mais eficiente para a empresa apresentou performance superior no longo prazo e menor variabilidade do que o portfólio de maximização do lucro. Os autores também identificaram que em comparação com as relações não contratuais, as relações contratuais com os clientes têm menor variabilidade, e ainda, que

---

3 O conceito de *lost for good* usa a probabilidade de retenção do cliente como a probabilidade de que um cliente vá continuar sendo cliente da empresa no próximo período. Assume-se que os clientes estão “vivos” até que eles “morram” se não continuarem comprando da empresa após um determinado período (RUST; LEMON; ZEITHAML, 2004). Já no conceito *always a share*, assume-se que o cliente destina uma parte de gastos (*share-of-wallet*) para cada empresa e que sempre pode voltar a ser cliente (RUST; LEMON; ZEITHAML, 2004).

clientes de pequenas e médias empresas têm menor variabilidade do que grandes clientes empresariais.

Dando continuidade às pesquisas, Juhl e Christensen (2013) avançaram o trabalho de Tarasi et al. (2011) utilizando como medida de retorno a taxa de crescimento da receita dos clientes em porcentagem, e o risco como variabilidade. É usada a segmentação geográfica (11 *clusters*) e por tipo de clientes (12 *clusters*). Os autores utilizam a análise de portfólios na fronteira eficiente e o portfólio otimizado para explorar o potencial de crescimento (retenção e aquisição) das receitas advindas de uma base de 5000 clientes de uma empresa global B2B (*Business to Business*). Como critério de performance, os autores utilizaram o RtV e o RtVo (sigla em inglês para *reward-to-volatility*). O RtVo utiliza o retorno médio dividido pelo  $\beta$  (quanto o segmento individual se relaciona com o portfólio de segmentos com 5000 clientes, que é o *benchmarking*), sendo similar ao Índice de Treynor (TREYNOR, 1966). Neste modelo, apenas o risco sistemático é medido, considerando a inclinação da linha de segurança do mercado e quanto maior este índice, melhor a performance. Juhl e Christensen (2013) ressaltam que o RtVo é desenvolvido dentro do modelo CAPM, permitindo a avaliação de portfólios eficientes e ineficientes, enquanto o RtV é desenvolvido dentro do modelo Markowitz (1952) que avalia apenas portfólios eficientes. Outra medida utilizada foi o  $\alpha$  de Jensen (JENSEN, 1968) que mede performances anormais. Apesar de os  $\alpha$  de Jensen apresentarem valores diferentes, eles não foram estatisticamente significantes ao nível de 5%, ou seja, não foi possível concluir que um segmento era mais lucrativo do que os demais. No estudo, os portfólios otimizados resultantes foram comparados com o atual, mostrando que há oportunidade para melhoria da relação entre risco e retorno: para o mesmo risco atual, há oportunidade de obter retornos maiores. Ao realizar a análise dos segmentos atuais, os autores verificaram que alguns segmentos respondem por uma grande parte da receita da empresa, mas apresentam pouco potencial para crescimento.

Os estudos em portfólios de clientes até então limitaram-se a utilizar como medida de risco o desvio-padrão. Silveira (2016) inovou no campo apresentando um modelo alternativo que utilizou a média móvel (razão entre a margem de contribuição e o montante investido) como retorno, e o CVaR como medida de risco. O modelo da autora foi aplicado em um portfólio com nove perfis de segmentos de clientes de uma empresa do ramo financeiro, mais um grupo de não-clientes. A autora verificou que a probabilidade de o cliente trocar de segmento é baixa. A otimização indicou que segmentos de clientes com altas aplicações deveriam ser

aumentados e que os segmentos de clientes com baixos investimentos e perfil moderado ou conservador deveriam ser reduzidos, dadas restrições de tamanhos de segmentos. O modelo de portfólio proposto mostrou-se uma proposta com performance melhor do que o portfólio atual de clientes.

Até este momento as pesquisas focaram nos retornos financeiros para as empresas, no entanto uma outra dificuldade já identificada por Buhl e Heinrich (2008) e Tarasi et al. (2011) é que seus modelos não consideravam outras variáveis de valor no relacionamento com o cliente além do fluxo de caixa, sugerindo que efeitos não monetários também podem ser incluídos na avaliação do valor do portfólio de clientes. A fim de suprir a lacuna da falta de estudos sobre a otimização de portfólios e variáveis de relacionamento, Banz et al. (2016), uniram pesquisas sobre otimização de portfólios de clientes e sobre os efeitos eWOM (sigla para boca a boca eletrônico) em uma rede social online (Facebook) para investigar os efeitos da proporção de dois segmentos: fãs e não-fãs de uma varejista online. Foi utilizado o CLV esperado como medida de retorno e o desvio-padrão como medida de risco. Os autores concluíram que, quanto mais positivo o eWOM no Facebook, maiores se tornavam as receitas dos clientes fãs da empresa, porém, estes clientes também apresentam maior risco em termos da volatilidade do fluxo de caixa. Já para os não-fãs, o efeito do eWOM foi pequeno e não significativo em relação à receita.

É interessante também destacar que a maioria dos estudos sobre portfólios de clientes utiliza como medida de risco a volatilidade de dados históricos sobre vendas ou lucro (RYALS, 2007; BUHL; HEINRICH, 2008; JUHL; CHRISTENSEN, 2013; TARASI et al., 2011). Norouzi e Albadvi (2016) inovaram ao estimar a volatilidade de retornos futuros esperados em um contexto não-contratual utilizando o modelo Pareto/NBD para extrair estatísticas sobre o comportamento de compra de dois segmentos: clientes da internet e clientes de profissionais de marketing de uma varejista de cosméticos. Em seguida, utilizaram a simulação de Monte Carlo para produzir os padrões de compra dos clientes esperados e construir segmentos. Considerando custo de mercadorias e custos variáveis mensais, foram calculados os retornos sobre as vendas mensais para cada segmento, e os pesos de cada segmento no portfólio foram submetidos às limitações impostas pelos gerentes da empresa. Assim como os demais acadêmicos anteriores que trabalharam com portfólios de clientes, Norouzi e Albadvi (2016) também utilizaram a média do lucro como retorno e variância como risco para fazer a fronteira eficiente.

O trabalho mais atual sobre a gestão de portfólios de clientes foi publicado por Viviani, Komura e Suzuki (2021), que propuseram um modelo de segmentação dinâmica de clientes para construir portfólios eficientes para uma rede de hotéis. A segmentação dinâmica foi abordada como probabilidade de o cliente trocar de segmento dentro da mesma empresa. No estudo, os segmentos foram definidos a partir do comportamento passado dos clientes, utilizando as técnicas de HMM (sigla em inglês para Modelos Ocultos de Markov) para modelar as dinâmicas dos segmentos e assim criar portfólios otimizados. De modo geral, os segmentos de clientes apresentaram-se bastante estáveis, isto é, com baixa probabilidade de o cliente trocar de segmento, assim como no trabalho de Silveira (2016). Segundo Viviani, Komura e Suzuki (2021), o mais provável é que os clientes transitem entre segmentos intermediários, sendo pouco provável que clientes em segmentos extremos migrem de um para outro. Dentro do mesmo estudo, o portfólio otimizado se mostrou aquele que enfatiza segmentos de clientes de menor valor (aqueles que são menos lucrativos) porque eles apresentam menor variação (risco) e também menor correlação em comparação aos demais segmentos, influenciando a diversificação do portfólio.

Quadro 2 - Resumo dos trabalhos sobre portfólio de clientes (continua)

Autores	Ano	Medidas de risco utilizadas	Tipo de portfólio	Segmentação de clientes	Dados	Resultados obtidos
Ryals, Dias e Berger	2007	<p>Teste empírico A: retornos esperados, desvio-padrão dos retornos (risco) e correlação entre segmentos.</p> <p>Teste empírico B: percentagem de vendas (retorno) e variância (risco).</p>	<p>Teste empírico A: Menor risco (variância) para taxas de retorno alcançáveis na fronteira eficiente.</p> <p>Teste empírico B: menor risco para retornos variando com o nível de investimento.</p>	Modelo simplificado de 2 segmentos e um modelo com vários segmentos.	Segmentos simulados com base em dados reais de empresas.	<p>É desenvolvido um modelo baseado na Teoria de Seleção de Portfólio de Markowitz (1952) que calcula a fronteira eficiente de portfólios que maximizam o retorno dadas restrições de risco.</p> <p>Sem aumentar o nível de investimentos em marketing apenas realocando recursos entre segmentos, é possível melhorar os retornos sobre os investimentos e reduzir o risco do portfólio (mensurado como volatilidade).</p>
Buhl e Heinrich	2008	CLV esperado descontado de custos variáveis diretos (retorno), desvio-padrão do CLV (risco), e correlação entre segmentos.	Menor risco para determinado retorno esperado.	Modelo B2C de clientes separados em 9 segmentos profissionais.	Segmentos simulados com base em dados reais de uma empresa de serviços financeiros.	<p>É desenvolvido um modelo quantitativo com base na teoria de seleção de portfólio financeiro de Markowitz (1952).</p> <p>Os custos fixos também foram incluídos por algoritmos de adição e subtração de segmentos de clientes para realizar simulações.</p> <p>Os autores verificaram que correlações imperfeitas entre os segmentos maximizam o valor do portfólio de clientes.</p>
Sackmann, Kundisch e Ruch	2010	CLV esperado (retorno) e desvio-padrão do CLV (risco). A correlação foi simulada em 3 níveis: $p=0$ , $p=.5$ e $p=1$ .	Menor risco para retornos alcançáveis na fronteira eficiente.	Modelo B2C de 2 segmentos: clientes orientados para o relacionamento e clientes orientados para a transação.	Clientes da CDNow, varejista online. Período de 39 semanas em 1997, e 2357 clientes (70% orientados para transação e 30% orientados para relacionamento).	<p>Inclui a análise do portfólio otimizado (linha que tangencia a fronteira eficiente) para determinar o maior retorno por unidade de risco.</p> <p>Semelhante aos portfólios financeiros, clientes orientados para o relacionamento apresentaram maior retorno (CLV) e maior risco (desvio-padrão do CLV) do que os clientes orientados para transações.</p> <p>Com base em simulação, verificou-se que correlações imperfeitas (<math>p=0</math>) entre os segmentos maximizam o valor do portfólio de clientes, reduzindo o risco, sendo melhor diversificar os investimentos entre os segmentos.</p>

Quadro 2 - Resumo dos trabalhos sobre portfólio de clientes (continuação)

Autores	Ano	Medidas de risco utilizadas	Tipo de portfólio	Segmentação de clientes	Dados	Resultados obtidos
Tarasi et al.	2011	Variabilidade (variância) do fluxo de caixa do <i>cluster</i> (risco) e lucro antes de juros e impostos-LAJIR dividido pela receita total do <i>cluster</i> (retorno).	Retornos mais elevados ou risco reduzido (ou ambos).	Modelo B2B com 6 <i>clusters</i> de clientes de acordo com a variabilidade mensal nos fluxos de caixa.	Top 250 clientes de cada ano de 2001-2007 (total de 516 clientes) de uma empresa B2B.	Os clientes exibem diferenças nos perfis de risco-retorno e técnicas de <i>clusters</i> foram utilizadas para fazer a segmentação e construir portfólios eficientes. Como critério de performance, utilizou o RtV. O portfólio eficiente apresentou menor variabilidade do que a base de clientes existente e que o portfólio de maximização de lucro. O desempenho do portfólio eficiente também foi superior no longo prazo.
Juhl e Christensen	2013	Taxa de crescimento da receita do cliente em porcentagem (retorno) e variância (risco).	Menor risco para determinado retorno esperado.	Segmentação geográfica (11 <i>clusters</i> ) e segmentação alternativa por tipo de cliente (12 <i>clusters</i> feitos de forma anônima).	Grupo de 968 clientes de uma empresa multinacional B2B. Período de janeiro de 2008 a dezembro de 2011.	Como critério de performance, utilizou o RtVo ou Índice de Treynor, e $\alpha$ de Jensen. Porém, a performance dos segmentos pelo $\alpha$ de Jensen não foi estatisticamente significativa, não sendo possível concluir que um segmento fosse mais lucrativo do que os demais. Os portfólios otimizados resultantes foram comparados com o atual, mostrando que há oportunidade para melhoria da relação entre risco e retorno. Ao realizar a análise dos segmentos atuais, os autores verificaram que alguns segmentos respondem por uma grande parte da receita da empresa, mas possuem pouco potencial para crescimento.
Silveira	2016	Razão entre a margem de contribuição e o montante investido (retorno), <i>Conditional Value at Risk</i> - CVaR (risco), e correlação entre segmentos.	Retornos mais elevados ou risco reduzido (ou ambos).	Modelo B2C de 10 segmentos prévios da empresa: combinações de 3 níveis de valor de investimento com 3 tipos de perfis de risco + 1 grupo de não-clientes.	Dados de clientes pessoa física de uma empresa financeira brasileira. Período de janeiro/2011 a maio/2013.	Verificou-se que a probabilidade de o cliente trocar de segmento é baixa. O portfólio sugerido indica que os segmentos de clientes com altas aplicações deveriam ser aumentados. Já os segmentos de clientes com baixos investimentos e perfil moderado ou conservador deveriam ser reduzidos ao mínimo. As sugestões apresentaram-se de acordo com a tendência histórica da empresa, mas há oportunidade para melhoria da relação entre risco e retorno.

Quadro 2 - Resumo dos trabalhos sobre portfólio de clientes (conclusão)

Autores	Ano	Medidas de risco utilizadas	Tipo de portfólio	Segmentação de clientes	Dados	Resultados obtidos
Banz et al.	2016	CLV esperado per-capita (retorno), desvio-padrão do CLV (risco), e correlação entre segmentos.	Retornos mais elevados ou risco reduzido (portfólio Markowitz).	Modelo B2C de 2 segmentos: fãs (clientes conectados na <i>fan page</i> do Facebook) e não-fãs de uma empresa (clientes não conectados na <i>fan page</i> do Facebook).	Dados de clientes de um varejista online de livros, DVD's, jogos de computador e música, e dados públicos da rede social Facebook. Período de 18 meses.	Os fãs trouxeram maiores fluxos de caixa (retorno) para as empresas, porém, também apresentam maior risco em termos da volatilidade do fluxo de caixa influenciada pelo eWOM (boca a boca eletrônico) negativo. Clientes que não eram fãs apresentaram fluxos de caixa mais constantes e com menor variabilidade (risco), independente da valência do eWOM.
Norouzi e Albadvi	2016	Média do lucro operacional bruto por segmento (retorno) e desvio-padrão (risco) e correlação entre segmentos.	Menor risco (variância) para retornos alcançáveis na fronteira eficiente.	Modelo B2B e B2C de 2 segmentos: clientes da internet e clientes de profissionais de marketing.	Dados de 1411 clientes de um distribuidor e varejista online de produtos cosméticos no Teerã. Período de 21/03/2010 a 20/03/2012.	Inovam ao usar simulações sobre os futuros retornos que poderão ser gerados pelos clientes em vez de dados históricos. É utilizado modelo estocástico Pareto/NBD para obter padrões de comportamento dos clientes (retorno sobre as vendas por segmento) e simulação de Monte Carlo para construir modelos de portfólios. Incluem também custos associados com a administração de cada segmento para explorar o <i>mix</i> ótimo de clientes. O portfólio eficiente final é elaborado junto com os gestores da empresa (etapa qualitativa), que definem pesos máximos para cada segmento, oferecendo oportunidade para melhoria da relação entre risco e retorno.
Viviani, Komura e Suzuki	2021	Lucro médio (retorno), desvio-padrão (risco) e correlação entre segmentos.	Retornos mais elevados ou risco reduzido (portfólio Markowitz).	Modelo de 5 segmentos baseados no número de estadias e lucro marginal por estadia dos clientes.	Dados de 5000 clientes de uma cadeia de hotéis japoneses. Período de 01/01/2013 a 31/12/2018.	Utilizando segmentação dinâmica de clientes com técnicas de Modelos Ocultos de Markov, os autores constroem portfólios dentro da fronteira eficiente. Verificou-se que a probabilidade de o cliente trocar de segmento é baixa, e que há mais migrações entre segmentos intermediários do que entre segmentos extremos. Os clientes com menor número de estadias eram mais lucrativos. Além disso, os segmentos de menor valor têm grande impacto na redução do risco e diversificação do portfólio.

Fonte: elaborado pela autora.

## 2.2.4 Críticas à Aplicação da Teoria Moderna do Portfólio no Marketing

A gestão de portfólios de segmentos de clientes tem-se apoiado sobre os princípios da Teoria Moderna do Portfólio de Markowitz (1952) para avançar no campo do marketing estratégico. No entanto, não se pode deixar de trazer as críticas que a aplicação do modelo para marketing tem sofrido e como os pesquisadores estão se adaptando a elas.

A primeira crítica que pode ser elencada é a de que mesmo segmentos de clientes altamente arriscados (com alta variabilidade) podem ter efeitos não-financeiros como o boca a boca positivo, ajuda na construção da marca ou no aprendizado sobre relacionamentos, que afetam a reputação da empresa (SELNES, 2011). Esta crítica foi posteriormente incorporada no trabalho de Banz et al. (2016) com o uso do eWOM no portfólio de clientes.

Outra crítica ressaltada por Selnes (2011) é que no portfólio financeiro, os retornos são invariantes na escala (lineares na escala), isto é, os retornos não mudam com o tamanho da posição. Por exemplo, o percentual de retorno é o mesmo independentemente da quantidade de montante investido: se a taxa de retorno for de 10% para um capital inicial de R\$ 100 em um período  $t$ , o valor final será de R\$ 110; mantendo-se a mesma taxa, se for investido um capital inicial de R\$ 1000 em um período  $t$ , o valor final será de R\$ 1100, mantendo-se a proporção. No entanto, no caso do portfólio de clientes, os retornos dos investimentos em estratégias de marketing podem obter resultados que variam conforme o montante investido. A curva dos investimentos em marketing tende a seguir uma forma côncava, não linear. É importante considerar também que os investimentos em marketing possuem um limite, após o qual os gastos incrementais podem não aumentar os retornos gerados pelos clientes (RYALS; DIAS; BERGER, 2007; SELNES, 2011).

Selnes (2011) critica ainda o modo como Tarasi et al. (2011) computam os retornos, que é o lucro operacional dividido pelos gastos na aquisição dos clientes, que não seria compatível com a teoria financeira, onde os retornos são calculados como variação percentual dos preços. Ainda assim, o autor reconhece as contribuições do trabalho de Tarasi et al. (2011) para a gestão do portfólio de clientes.

A Teoria Moderna do Portfólio de Markowitz (1952) mede o risco como a variância do retorno do ativo, onde o retorno corresponde à variação percentual do preço. Em finanças, o beta ( $\beta$ ) do ativo indica a sensibilidade do retorno do ativo de interesse em relação ao retorno do ativo de mercado, tipicamente o portfólio de mercado que contém o valor de todos os ativos disponíveis. No Brasil é comumente utilizado o IBOVESPA. Para utilizar o conceito do



portfólio financeiro no portfólio de clientes, Tarasi et al. (2011) utilizam o portfólio de mercado como sendo a base de clientes atual da empresa, e o beta ( $\beta$ ) como medida da sensibilidade do retorno do fluxo de caixa de um cliente ao de todo o portfólio de clientes da empresa:

$$\beta_i = \frac{\text{cov}(x_i, x_p)}{\sigma^2(x_p)}, \quad (9)$$

onde  $\sigma(x_i, x_p)$  é a covariância entre o fluxo de caixa do cliente ( $x_i$ ) e o fluxo de caixa do portfólio geral da empresa ( $x_p$ ) e  $\sigma^2$  é a variância do fluxo de caixa do portfólio geral da empresa.

Desse modo, quanto menos um cliente estiver correlacionado com o portfólio geral, maior sua contribuição para a estabilidade do portfólio, pois a redução no fluxo de caixa de um cliente poderá ser suportado pelo aumento do fluxo de caixa de outro cliente (TARASI et al., 2011).

Em relação ao CAPM e sua utilização em marketing, Buhl e Heinrich (2008) trazem argumentos sobre o porquê o uso do CAPM e do beta do cliente ( $\beta$ ) não seriam adequados no cálculo dos retornos dos segmentos de clientes:

- a) o CAPM não possui a mesma interpretação de finanças quando aplicado ao portfólio de clientes: não há como determinar um portfólio de mercado para os clientes, pois seria necessário haver um portfólio de todos os clientes possíveis do setor, o que não é uma informação disponível. Os autores salientam ainda que “mesmo se determinarmos corretamente o portfólio de mercado e o valor do Beta, a base de clientes atual também é resultado da autoseleção dos clientes” (BUHL; HEINRICH, 2008, p. 5, tradução nossa), isto é, as empresas podem ganhar e perder clientes independentemente de seus esforços, e alguns nunca serão clientes da empresa;
- b) o CAPM não considera riscos não-sistemáticos (referentes aos riscos internos da empresa), assumindo que riscos não-sistemáticos podem ser desconsiderados através da diversificação (SACKMANN; KUNDISCH; RUCH, 2010). Porém, no portfólio de clientes, deve-se considerar o risco sistemático e não sistemático;
- c) o CAPM não considera que mesmo com correlações positivas ainda assim imperfeitas, a empresa pode aproveitar o efeito da diversificação no risco, pois os segmentos reagem de forma diferente aos fatores externos (BUHL; HEINRICH, 2008). A ideia de

diversificação dos ativos em marketing se refere a reduzir a dependência da empresa de um grande cliente (NOROUZI; ALBADVI, 2016).

Por outro lado, Billett (2011) ressalta que correlações construídas a partir de dados históricos não foram mantidas durante crises financeiras, quando correlações de ativos mais arriscados ficaram positivas e mais próximas a um (1). Tarasi et al. (2011) assumem que durante períodos de crise financeira os segmentos que não estavam correlacionados anteriormente podem mudar seu comportamento, e os autores sugerem estudos futuros que considerem a continuidade dos padrões de gastos dos segmentos. Conforme Bolton e Tarasi (2015) ressaltam, o valor do portfólio de clientes pode ser alterado em períodos de mudanças no mercado que não são rotineiras ou de ações não previsíveis das firmas, o que oferece uma oportunidade para estudos futuros focarem em análises de formas de medir o risco da portfólio de clientes que se aproximem mais da realidade em situações extremas. Esta é mais uma justificativa para usar mais medidas de risco e capturar comportamentos distintos dos dados.

Outro problema que é encontrado nos trabalhos de Ryals, Dias e Berger (2007) e Tarasi et al. (2011) é que o risco definido como desvio-padrão dos retornos não diferencia desvios positivos de desvios negativos. Isto é, nem todo desvio é indesejável para os acionistas da empresa, pois os desvios positivos geram resultados maiores, ainda que temporariamente. Selnes (2011) ainda ressalta que o uso da variabilidade dos fluxos de caixa como medida de risco no trabalho de Tarasi et al. (2011) não seria adequado, dado que um segmento pode ser considerado arriscado mesmo se sua receita estiver aumentando de forma estável e previsível. Silveira (2016) apresenta em seu trabalho a medida do risco utilizando o CVaR, o que apresentou uma evolução no campo de estudos em portfólios de clientes, no entanto, a autora salienta que existem outras métricas de risco opcionais à variância e ao CVaR que podem ser utilizadas para prever modelos alternativos e avaliar suas performances. Na proposta que será apresentada no próximo tópico busca-se oferecer soluções para estes problemas incluindo outras medidas de risco já utilizadas na literatura de finanças para verificar se há alguma medida de risco que proporciona maior retorno por unidade de risco em comparação com as demais medidas de risco, ou se há equivalência entre as medidas.

### 2.2.5 Medidas de risco

Risco está entre os conceitos financeiros mais importantes, talvez o principal pela influência que tem sobre os demais. Toda vez que uma turbulência financeira ocorre, tal como crises e colapsos no sistema financeiro, o foco na gestão de risco aumenta. Um aspecto fundamental de uma correta gestão de risco é a mensuração, especialmente a previsão de medidas de risco (RIGHI; CERETTA, 2016).

A partir do trabalho de Markowitz (1952), se consolidou o uso de medidas de variabilidade, como variância e desvio padrão para representar o risco. Neste sentido, tem-se as primeiras tentativas para medir risco ligadas com a Teoria Moderna do Portfólio. Assim, para um retorno  $X$  (o sinal negativo nas medidas de risco ao longo dessa seção é um ajuste para o valor obtido representar uma perda):

Desvio padrão (SD, do inglês *Standard Deviation*):

$$SD(X) = \sigma(X) = \sqrt{\mu(X - \mu(X))^2} \quad (10)$$

Perda média (EL, do inglês *Expected Loss*)<sup>4</sup>:

$$EL(X) = -\mu(X) \quad (11)$$

Com a evolução e integração dos mercados financeiros, bem como a ocorrência de eventos críticos, surgiu a necessidade de outro tipo de mensuração, baseado nas perdas maiores e menos prováveis, conhecidas como riscos de cauda. O marco nesse sentido foi o produto comercial RiskMetrics, onde a medida de risco é baseada no quantil da distribuição dos resultados, conhecido como o Valor em Risco (VaR). Os quantis são pontos em intervalos regulares a partir da função de distribuição acumulada de uma variável, dividindo os dados em subconjuntos de dados de mesma dimensão. O q-quantil representa um valor  $X$  que indica a probabilidade de um evento obter um valor inferior ou superior a  $X$ . O quantil é definido por um nível de significância entre zero e um. Formalmente, temos que<sup>5</sup>:

---

4

Em outras áreas do conhecimento, como em ciências atuariais, o termo perda esperada refere-se a outro tipo de medida. Contudo, utilizamos para designar a perda média, pois este é o padrão em finanças.

5 Importante salientar que não se deve confundir o alfa ( $\alpha$ ) e o beta ( $\beta$ ) que aparecem nesta seção, que são parâmetros, com esses mesmos símbolos que aparecem na seção que trata da teoria do CAPM.

Valor em Risco (VaR, do inglês *Value at Risk*):

$$VaR^\alpha(X) = -q_\alpha(X), \alpha \in (0,1), \quad (12)$$

onde  $q_\alpha(X)$  representa o quantil de um retorno para o nível de significância alfa ( $\alpha$ )<sup>6</sup>. O VaR representa uma perda que só é superada dado um nível de significância durante certo período. Desde que o VaR foi sancionado pelo comitê da Basileia, que é uma entidade que funciona como conselho de práticas para gestão de risco em instituições financeiras, ele se tornou a medida padrão para risco financeiro. Ver Duffie e Pan (1997) e Jorion (2007), por exemplo. Apesar deste amplo uso prático, havia uma falta de estudos que definissem quais características uma medida de risco desejável precisaria ter. Nesse sentido, surgiu uma corrente na literatura que discute, propõe e critica as propriedades que determinada medida de risco deve cumprir. Visando contornar essas deficiências, emerge a classe de medidas de risco coerentes<sup>7</sup>, introduzidas por Artzner et al. (1999). Outras classes de medidas de risco surgiram, como as medidas convexas (que respeitam a aversão ao risco do indivíduo), apresentadas simultaneamente por Föllmer e Schied (2002) e Frittelli e Gianin (2002); medidas espectrais (consideram o perfil de risco do investidor, dando pesos diferentes para cada tipo de evento), propostas por Acerbi (2002); e medidas de desvio generalizado (extensões do desvio padrão para captar variabilidade), introduzidas por Rockafellar et al. (2006), para citar as de maior destaque.

Com base nos axiomas de coerência, e de outras classes de medidas de risco, o uso indiscriminado do VaR passou a sofrer fortes críticas, pois esta medida não é convexa, implicando em o risco de uma posição diversificada ser maior que a soma dos riscos individuais. Ou seja, o VaR desencoraja a abordagem de portfólio, tendendo a concentrar-se no risco. Além disso, o VaR ignora o potencial de resultados além do quantil de interesse.

O valor esperado de perdas que superam o VaR passou a ser defendido como medida de risco a ser utilizada. Diferentes autores propõem a mesma medida com nomes diferentes na literatura, uma vez que havia uma lacuna a ser preenchida: Acerbi e Tache (2002) apresentam a Perda Esperada (*Expected Shortfall* – ES), e Rockafellar e Uryasev (2002) e Pflug (2000)

6 Neste trabalho, o nível de significância ( $\alpha$ ) é sinônimo para nível de probabilidade. Manteremos esta expressão porque é utilizada em finanças. Não se deve confundir com nível de significância de testes estatísticos.

7 Medidas de risco coerentes são as que satisfazem os seguintes axiomas: monotonicidade (o portfólio com maiores retornos apresenta menor risco); invariância da translação (se for adicionado ao portfólio um ativo com retorno livre de risco, isso reduzirá o risco do portfólio); homogeneidade positiva (o risco aumenta proporcionalmente ao tamanho da posição, assim, quanto maior a escala dos retornos, maior o risco); subaditividade (risco da carteira é maior do que a soma dos riscos individuais: a diversificação reduz o risco) (Artzner et al., 1999).

introduzem o Valor Condicional em Risco (*Conditional Value at Risk – CVaR*) em trabalhos independentes apresentados, entre outros. Formalmente, temos a seguinte medida de risco:

Perda esperada (ES, do inglês *Expected Shortfall*):

$$ES^{\alpha}(X) = -\mu(X | X \leq q_{\alpha}(X)), \alpha \in (0,1) \quad (13)$$

Em marketing, Silveira (2016) avançou nos estudos sobre a gestão de clientes incluindo a mensuração do risco com base no CVaR alternativamente à variância sugerida pela Teoria Moderna do Portfólio, utilizada para avaliar o risco sob a perspectiva da perda (*downside risk*). Segundo a autora, “a utilização do CVaR não pressupõe normalidade da distribuição dos retornos e é uma medida de risco considerada mais intuitiva para os gestores” (SILVEIRA, 2016, p. 155).

Todavia, apesar das vantagens, a ES ou CVaR ainda é menos usada que o VaR. Um dos motivos é o fato de a ES ser mais complicada de prever, bem como avaliar tais previsões, devido a sua definição matemática mais complexa. Por não haver consenso sobre qual medida utilizar, existe espaço para a utilização de outras medidas de risco. Algumas outras medidas coerentes surgiram na literatura, como por exemplo o Valor em Risco Ponderado (*Weighted Value at Risk – WVaR*), proposto por Cherny (2006), e até mesmo abordagens que não garantem a coerência ou fogem dos enfoques tradicionais. Dentro destas medidas, cabem destacar a entrópica, ligada a uma utilidade exponencial, proposta em Föllmer e Schied (2016) e o Valor em Risco Expectílico, proposto por Bellini et al. (2014), que é uma generalização do quantil com melhores propriedades teóricas. Formalmente temos:

Entrópica (ENT):

$$ENT_{\lambda}(X) = \frac{-1}{\lambda} \log \mu(e^{-\lambda X}), \lambda \in (0, \infty) \quad (14)$$

onde o  $\lambda$  é um parâmetro de aversão ao risco: quanto maior o lambda, maior o valor da medida do risco. Neste caso, um indivíduo mais avesso ao risco possui um lambda maior que leva a um valor maior para a medida entrópica. Os dados são os mesmos, mas no exemplo do indivíduo mais avesso ao risco, ele dará um valor maior para o risco.

Valor em Risco Expectílico (EVaR, do inglês *Expectile based Value at Risk*):

$$EVaR^\alpha(X) = \arg \min_{y \in \mathbb{R}} \mu \left( \alpha \left( (X - y) 1_{X > y} \right)^2 + (1 - \alpha) \left( (y - X) 1_{X < y} \right)^2 \right) \quad (15)$$

O expectil ( $y$ ) é uma forma generalizada do quantil que balanceia ganhos e perdas com a função quadrática. O alfa ( $\alpha$ ) regula se será dado maior peso aos ganhos ou às perdas na decisão. Quanto menor o valor de alfa, maior peso para perdas.

Estas medidas possuem boas propriedades e resultados em aplicações, porém não possuem uma interpretação tão direta como VaR e ES. Assim, apesar da proposição de outras medidas de risco para mercados financeiros, elas não obtiveram o mesmo sucesso que o VaR ou a ES, seja por serem um pouco mais complicadas, ou mesmo por estarem relacionadas com a ES.

O foco tem sido dado para o valor esperado de perdas. Porém, a variabilidade, um dos pilares do conceito de risco, é negligenciada nessa abordagem de medida de risco. Nesse sentido, Righi e Ceretta (2016) e Righi (2019) propõem considerar medidas de risco que incluam o grau de dispersão de uma perda extrema, além de seu valor esperado, na mensuração do risco. Tais medidas são denominadas *loss-deviation* (perda - desvio) para refletir o fato de considerarem os dois pilares da definição de risco. Isto é uma generalização do trabalho de Rockafellar e Uryasev (2013). Desse modo, para cada medida de perda (tais como EL, ES, ENT e EVaR) temos a sua contrapartida de perda e desvio dada por:

$$\rho(X) + \beta \mu \left( (-X - \rho(X)) 1_{X < -\rho(X)} \right), \beta \in [0, 1], \quad (16)$$

onde  $\beta$  representa a proporção da dispersão a ser incluída na medida de risco base. A ideia é que assim como duas posições financeiras com o mesmo retorno esperado podem apresentar variabilidades muito diferentes considerando-se todos os dados disponíveis, pode haver também discrepância se apenas os valores extremos forem considerados. Neste sentido, tomando como base as medidas de risco apresentadas até agora temos suas contrapartidas *loss deviation* como sendo:

Desvio da perda média (ELD, do inglês *Expected Loss Deviation*):

$$ELD(X) = EL(X) + \beta \mu \left( (-X - EL(X)) 1_{X < -EL(X)} \right) \quad (17)$$

Risco do desvio da perda (SDR, do inglês *Shortfall Deviation Risk*):

$$SDR^\alpha(X) = ES^\alpha(X) + \beta\mu\left(\left(-X - ES^\alpha(X)\right)1_{X < -ES^\alpha(X)}\right) \quad (18)$$

Desvio entrópico (DENT):

$$DENT^\lambda(X) = ENT^\lambda(X) + \beta\mu\left(\left(-X - ENT^\lambda(X)\right)1_{X < -ENT^\lambda(X)}\right) \quad (19)$$

Desvio do Valor em Risco Expectílico (DEVaR):

$$DEVaR^\alpha(X) = EVaR^\alpha(X) + \beta\mu\left(\left(-X - EVaR^\alpha(X)\right)1_{X < -EVaR^\alpha(X)}\right) \quad (20)$$

Em aplicações de portfólios financeiros, Righi e Borenstein (2018) verificam que este tipo de medidas de risco leva de fato a melhores resultados na prática. Por fim, destaca-se a medida de risco mais extrema, a perda máxima. Esta medida é formalmente definida como:

Perda Máxima (ML, do inglês *Maximum Loss*):

$$ML(X) = -\inf(X) \quad (21)$$

onde *inf* representa o ínfimo, isto é, o pior retorno possível, que seria entendido como a maior perda possível.

Quanto a otimização, temos que ao contrário do caso com a variância no arcabouço da Teoria Moderna do Portfólio, não se mantém a equivalência entre os três problemas de otimização (máxima utilidade, mínimo risco com retorno alvo, e máximo retorno com risco alvo). Dessa forma, conforme Righi e Borenstein (2018), se utiliza a estratégia de maximizar o retorno esperado por unidade de risco, de modo similar aos índices de performance de Sharpe e Treynor. Formalmente, o problema de otimização tem a seguinte forma:

$$\max_{w \in \mathbb{R}^n} \frac{\mu\left(\sum_{i=1}^n w_i X_i\right)}{\rho\left(\sum_{i=1}^n w_i X_i\right)}$$

sujeito a

$$w_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\} \quad (22)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

Os mesmos autores fazem também a minimização de medidas de risco, inclusive as *loss-deviation* conforme a seguinte fórmula:

$$\min_{w \in \mathbb{R}^n} \rho \left( \sum_{i=1}^n w_i X_i \right)$$

sujeito a

$$w_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\} \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1$$

É importante salientar que o  $\times$  pode ser uma medida de desvio, desvio-perda ou perda. Similarmente, não é possível se considerar um modelo de equilíbrio como o CAPM, de tal modo que não se aplicam conceitos como alfa de Jensen e beta sistêmico para medidas de risco gerais.



### 3 MÉTODO

Nesta seção serão descritas as etapas a serem desenvolvidas no presente estudo. A base de dados será segmentada em duas amostras temporais, sendo a Amostra 1 a de construção e teste do modelo para obtenção dos pesos das carteiras e a Amostra 2 de validação do modelo onde será computada a performance dos portfólios. Para desenvolvimento do trabalho, parte-se da premissa de que os dados históricos preveem o futuro, desta forma, as medidas de risco são estimadas usando a simulação histórica, que considera a distribuição empírica dos dados. Estas duas etapas serão explicadas no que segue.

Com exceção do risco, todas as demais escolhas serão feitas conforme a literatura e demais opções e limitações não serão exploradas por estarem fora do escopo do trabalho. Para cada escolha onde não serão testadas alternativas, se apresentará o motivo de porquê a escolha foi feita, tipicamente uma escolha de simplicidade ou conveniência dos dados disponíveis.

A administração do risco dos clientes para a empresa pode ser medido no nível individual ou através de segmentos que agrupam clientes com determinadas características em comum que permitem a construção de portfólios de clientes. A primeira etapa do estudo é definir como serão organizados os segmentos de clientes da empresa. A segmentação pode ser feita de diversos modos, por exemplo, utilizando-se variáveis geográficas (JUHL; CHRISTENSEN, 2013), de tipo de cliente (JUHL; CHRISTENSEN, 2013), dos níveis de fluxos de caixa gerados pelos clientes (TARASI et al., 2011), de fãs e não-fãs da empresa (BANZ et al., 2016), etc.

A metodologia de comparação das métricas de risco para o portfólio de clientes proposta será aplicada em uma base real de dados de clientes, transações e produtos de uma empresa distribuidora<sup>8</sup> de bens de consumo embalados (*Consumer Packaged Goods- CPG*) no Brasil. O distribuidor compra as mercadorias do fabricante e vende para os varejistas, que são considerados como clientes do distribuidor. Este mercado é composto de uma grande quantidade de pequenos varejistas, que são atendidos por vendedores de porta-a-porta do distribuidor. Este trabalho visa focalizar como devem ser alocados os investimentos em marketing nos segmentos de clientes considerando as diferentes abordagens do risco, de forma a otimizar os esforços de marketing do distribuidor.

Foram fornecidos dados diários referentes a ID do cliente, data da transação, produto adquirido, marca adquirida, receita, custo da mercadoria vendida, lucro operacional bruto e a

---

<sup>8</sup> A identificação da empresa foi mantida anônima devido a um acordo de confidencialidade.

margem de lucro operacional de cada operação por cliente. Os dados foram disponibilizados diariamente referente às transações durante um período de outubro de 2012 a dezembro de 2017. Optou-se por utilizar toda a amostra disponível a fim de se obter mais informações para ajudar na estimação das medidas de risco. Contudo, também foi utilizada a janela a partir de janeiro de 2013 para evitar possíveis efeitos de sazonalidade, todavia, como não houve alterações qualitativas nos resultados obtidos, se manteve a amostra completa. A margem de lucro operacional diária de cada segmento previamente estabelecido foi calculada conforme explicado a seguir.

Para este estudo, os clientes foram agregados em 6 segmentos com base em seus negócios: Atacado (inclui também mercados); Bazar (inclui também quiosques); Conveniências (inclui também farmácias); Pet Shop (distribuição de rações animais); Restaurantes; e Outros (demais clientes). Optou-se por utilizar a segmentação mais enxuta que agrega segmentos de clientes para simplificar as análises, dado que também houve concordância da empresa.

A Amostra 1 de construção e teste do modelo onde foram obtidos os pesos das carteiras utilizou o período de 11/10/2012 a 01/02/2016, e o período da Amostra 2 utilizado para validar o modelo e computar a performance dos portfólios foi de 02/02/2016 a 22/12/2017. Os dados foram gentilmente cedidos pela empresa contemplando um período típico na economia brasileira, o que poderia variar se aplicável a períodos de instabilidade econômica. Os registros contêm todas as compras de produtos de um conjunto de 5.974 revendedores. Optou-se por utilizar dados diários das transações, assim como se utilizaria caso fossem criados portfólios financeiros, desta forma, totalizando 1000 observações na Amostra 1 e 627 na Amostra 2. Entre os autores da área de finanças, Müller e Righi (2018) e Alexander e Sheedy (2008) também utilizam em suas análises de portfólios de risco janelas com 1000 observações e dados diários, que permitem resultados mais apurados.

Dessa forma, para este trabalho serão utilizados os segmentos de clientes agregados formando 6 segmentos com a finalidade de simplificar as análises. Geralmente as escolhas sobre segmentação de clientes são feitas pelos gerentes de marketing das empresas, a partir de critérios próprios julgados como mais adequados para formar grupos internamente homogêneos naqueles critérios. Ressalta-se que, como está fora do escopo do trabalho desenvolver um método para segmentar clientes, o foco será na otimização do portfólio de clientes utilizando diferentes medidas de risco.

Assim como Tarasi et al. (2011), este estudo não considera a adição de novos segmentos de mercado, centrando na estrutura do portfólio de clientes existente. Outra definição importante

é que, dado que estudos anteriores encontraram baixas probabilidades de que os clientes troquem de segmentos dentro da empresa (ver SILVEIRA, 2016 e VIVIANI et al., 2021), estas não serão consideradas.

No modelo não serão colocadas restrições referentes ao tamanho mínimo de cada segmento, pois parte-se do pressuposto de que segmentos que não interessam à empresa podem ser terceirizados, implicando na distribuição do atendimento desses clientes para outras empresas (SHETH; SISODIA; SHARMA, 2000), ou pode-se focar no aumento dos demais segmentos de interesse (TARASI et al., 2011). Dessa forma, evitando possíveis repercussões negativas do efeito de negligenciar ou deixar de atender determinados segmentos. Os segmentos serão sujeitos às seguintes restrições:

$$w_i \geq 0, \forall i \in \{1, \dots, n\}$$

$$\sum_{i=1}^n w_i = 1, \tag{24}$$

onde  $w_i$  representa o peso ou proporção de investimento no segmento  $i$ . Estas restrições implicam que cada segmento terá um valor maior ou igual a 0 (zero), ou seja, não haverá segmentos com valores negativos, e que a soma dos pesos de todos os segmentos deverá ser igual a 1 (um).

Após a segmentação, a próxima etapa será a estimação do retorno esperado de cada segmento a cada período definido. Tarasi et al. (2011) utilizam a média aritmética simples como retornos, Silveira (2016) utiliza margem de contribuição padronizada pela receita de cada segmento. Neste trabalho será utilizada a margem do lucro operacional (LAJIR) por segmento a cada período, conforme Tarasi et al. (2011). Desta forma, para cada período, temos a seguinte razão:

$$r_i = \frac{\sum_{j=1}^{N(i)} m_j}{\sum_{j=1}^{N(i)} f_j}, \tag{25}$$

onde  $r_i$  é o retorno do segmento  $i$ ,  $m_j$  é a margem de lucro operacional do cliente  $j$ ,  $f_j$  é a receita do cliente  $j$ , e  $N(i)$  é o número de clientes no segmento  $i$ .

Optou-se por não usar o CE como retorno porque o cálculo do CLV por segmento está sujeito a tomada de duas decisões arbitrárias: a taxa de desconto a ser utilizada e a determinação do horizonte de tempo de relacionamento considerado (SILVEIRA, 2016). Serão feitas também estatísticas descritivas a partir da análise dos dados dos clientes da empresa para verificar padrões e diferenças entre segmentos.

Para a determinação das medidas de risco serão utilizadas as equações presentes no capítulo sobre medidas de risco em finanças: desvio padrão, perda média, perda esperada (também conhecida como valor em risco condicional), entrópica (FÖLLMER; SCHIED, 2016), valor em risco expectílico (BELLINI et al., 2014), desvio da perda média, risco do desvio da perda, desvio entrópico, desvio do valor em risco expectílico e perda máxima. O valor em risco (VaR) não é uma medida de risco coerente (convexa), e, portanto, não deve ser utilizada em problemas de otimização. Contudo, ela será utilizada para avaliar o desempenho das carteiras fora da amostra. Com base no retorno esperado e risco, serão computados os pesos dos portfólios ótimos com base na Fórmula 22 e da Fórmula 23.

O procedimento computacional será efetuado por meio do pacote riskR no *software* R, utilizando os parâmetros da seção anterior como sendo  $\alpha = 0.05$ ,  $\beta = \lambda = 1$ .

Estes valores são típicos e usuais para aplicações em finanças (RIGHI; BORENSTEIN, 2018).

É importante salientar que, em relação à otimização não se mantém a equivalência entre os três problemas de otimização (máxima utilidade, mínimo risco para determinado retorno, e máximo retorno para determinado risco). Desta maneira, a otimização será feita pela maximização da razão entre retorno esperado por unidade de risco, em uma generalização da performance medida pelo Índice de Sharpe (RIGHI; BORENSTEIN, 2018). Com base nestes pesos, será efetuada uma comparação de desempenho entre os portfólios obtidos através das métricas de performance. Serão utilizados média, desvio-padrão, VaR, Índice de Sharpe, razão entre média e VaR, e razão entre média e mínimo. Estas estatísticas são comumente utilizadas em problemas deste tipo em finanças (RIGHI; BORENSTEIN, 2018), e não consideram as medidas de risco que foram utilizadas na composição dos portfólios, o que deixa a comparação mais justa, pois não sofrem vieses. Como o problema proposto não se trata de um investimento financeiro, não será utilizada a taxa livre de risco para análise das performances. Ao final das análises, serão apresentados testes de robustez para complementar o estudo.

Além das medidas de risco utilizadas, será também computado desempenho da ponderação atual da carteira de clientes da empresa. Para tanto, será utilizada como aproximação da ponderação de cada segmento a proporção da receita obtida na amostra 1 em relação a receita total dos seis segmentos.

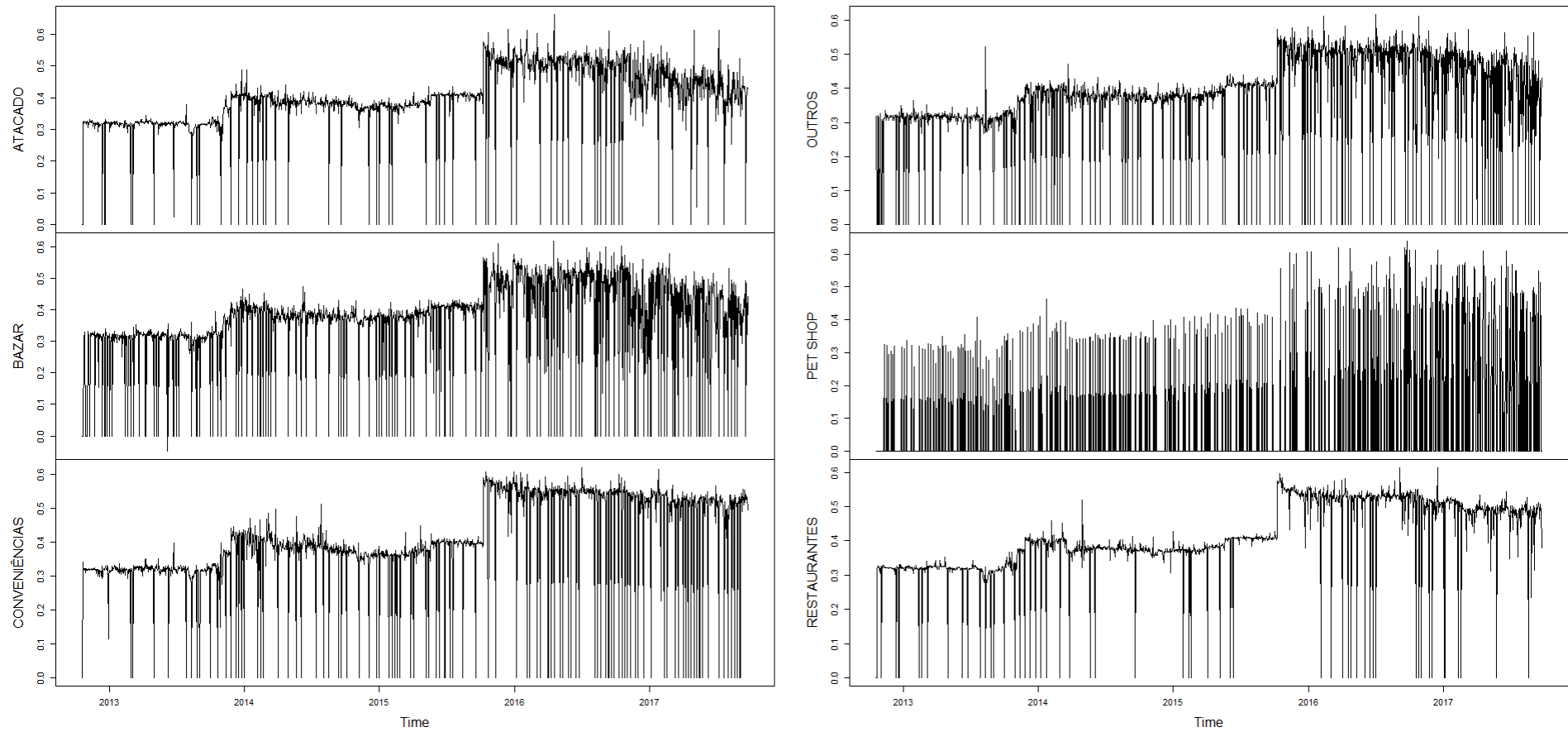
## 4 RESULTADOS

A seguir serão apresentados os resultados da aplicação da metodologia descrita nas seções anteriores do trabalho. Inicialmente, é feita a análise das estatísticas descritivas dos dados da amostra de forma diária e mensal. Os dados diários são utilizados para calcular e descrever os pesos ótimos para as estratégias de mínimo risco para cada medida proposta no capítulo sobre medidas de risco em finanças: desvio padrão, perda média, perda esperada (também conhecida como valor em risco condicional), entrópica, valor em risco expectílico, desvio da perda média, risco do desvio da perda, desvio entrópico, desvio do valor em risco expectílico e perda máxima. Com base no retorno esperado e risco, são computados os pesos dos portfólios ótimos e é feita a comparação de desempenho entre os portfólios obtidos através das métricas de performance: média, desvio-padrão, VaR, Índice de Sharpe, razão entre média e VaR, e razão entre média e mínimo.

### 4.1 ESTATÍSTICAS DESCRITIVAS

Inicialmente, é apresentada a evolução temporal das séries de retornos diários dos segmentos onde se utilizou a margem do lucro operacional por segmento a cada período na Figura 1. Observa-se que existem dois incrementos no valor médio das séries ao longo da amostra, nos anos de 2014 e 2016. Isto pode refletir um aumento na margem de lucro operacional da empresa. Esses aumentos são acompanhados por um incremento nas variabilidades. Nos dias em que não houve receita de um segmento, a margem de lucro operacional foi considerada como 0 (zero), assim, se observa que alguns segmentos possuem mais dias com retorno zero ocasionado por falta de receita do que outros, o que é o principal fator de risco neste setor. Neste sentido, os segmentos de Atacado e Restaurantes são mais estáveis, ao passo que o segmento Pet Shop é aquele que mais varia.

Figura 1 - Retornos diários dos segmentos



Fonte: elaborado pela autora.

A fim de melhor investigar esse padrão visual, as tabelas 1 e 2 apresentam estatísticas descritivas para os períodos dentro da amostra (Amostra 1) e fora da amostra (Amostra 2), respectivamente. Cabe destacar que os segmentos possuem médias muito parecidas, em torno de 33% a 35%, refletindo a margem de lucro operacional do negócio. A exceção é o segmento Pet Shop, com uma média de 5%. Este valor baixo é caracterizado pelo maior número de dias sem entrada de caixa no segmento, o que é caracterizado por retorno 0% (zero) e pode ser entendido como um segmento mais arriscado. Ainda, vale ressaltar que no período da Amostra 2, há uma clara elevação dos retornos, o que se configura por maiores médias. Aparentemente, houve um crescimento na margem de lucro da empresa.

Quanto às outras estatísticas descritivas, há, em geral, um baixo desvio-padrão em ambas amostras, que reflete o fato de os retornos diários serem bastante estáveis, pois representam a margem de lucro do negócio. A assimetria, que mostra como os valores se distribuem ao longo do tempo, é tipicamente negativa, ocasionada por ter mais valores abaixo da média (representados pelos dias sem negociação) do que acima da média. Por fim, este efeito também é percebido na curtose. Sendo a curtose elevada, isso reflete mais probabilidade de valores nos extremos do que o esperado pela distribuição normal. Entre os segmentos, nota-se que o desvio-padrão e a assimetria são similares, ao passo que a curtose é mais elevada nos segmentos Atacado (10,24 na Amostra 1 e 12,73 na Amostra 2) e Restaurantes (10,71 na Amostra 1 e 16,08 na Amostra 2). Ainda, fora da amostra se observa maior curtose do que no período dentro da amostra, o que reflete a maior amplitude nos retornos gerados pela maior margem de lucro neste período.

Tabela 1 - Estatísticas descritivas da margem de lucro operacional da amostra 1

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
Média	0,35	0,33	0,35	0,33	0,05	0,35
Desvio-padrão	0,08	0,12	0,10	0,11	0,13	0,08
Assimetria	-2,62	-2,03	-2,22	-2,15	2,04	-2,53
Curtose	10,24	3,43	6,90	4,43	2,36	10,71

Fonte: elaborado pela autora.

Tabela 2 - Estatísticas descritivas da margem de lucro operacional da amostra 2

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
Média	0,38	0,36	0,36	0,37	0,05	0,39
Desvio-padrão	0,09	0,12	0,11	0,11	0,13	0,07
Assimetria	-2,91	-2,34	-2,06	-2,49	2,17	-2,40
Curtose	12,73	4,81	5,70	5,99	2,87	16,08

Fonte: elaborado pela autora.



Complementando a análise descritiva, as Tabelas 3 e 4 apresentam as correlações de Pearson entre os retornos dos segmentos estudados dentro (Amostra 1) e fora da amostra (Amostra 2), respectivamente. Se observa que, de modo geral, as correlações são altas, em torno de 0,50 a 0,70. A exceção é o segmento Pet Shop, que apresenta correlações baixas com os demais segmentos. Este comportamento corrobora com o padrão apresentado nas estatísticas descritivas, onde este segmento apresenta diferenças em relação aos demais. Quanto a diferenças entre os períodos, há manutenção do padrão dentro e fora da amostra. A única alteração relevante é a redução na magnitude do relacionamento entre os segmentos Restaurantes e Outros, que passa de 0,48 na Amostra 1 a 0,23 na Amostra 2, conforme destacado em negrito.

Tabela 3 - Correlações da margem de lucro operacional da amostra 1

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
Atacado	1,00					
Bazar	0,63	1,00				
Conveniências	0,60	0,63	1,00			
Outros	0,54	0,73	0,59	1,00		
Pet Shop	0,08	0,12	0,11	0,12	1,00	
Restaurantes	0,60	0,59	0,55	<b>0,48</b>	0,07	1,00

Fonte: elaborado pela autora.

Tabela 4 - Correlações da margem de lucro operacional da amostra 2

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
Atacado	1,00					
Bazar	0,65	1,00				
Conveniências	0,67	0,73	1,00			
Outros	0,47	0,72	0,65	1,00		
Pet Shop	0,07	0,12	0,09	0,11	1,00	
Restaurantes	0,53	0,45	0,58	<b>0,23</b>	0,03	1,00

Fonte: elaborado pela autora.

Como a maioria dos estudos na literatura de portfólio para segmentos de clientes utiliza dados mensais (TARASI et al., 2011; SILVEIRA, 2016; JUHL; CHRISTENSEN, 2013), são apresentados, por questão de completude, nas Tabelas 5 e 6 e na Figura 2, resultados similares aos anteriores para dados diários, mas com frequência mensal, apenas para fins de ilustração. Para fazer as estatísticas descritivas dos dados mensais foi utilizado todo o período disponível de observações, pois não seriam geradas estatísticas descritivas confiáveis caso fossem separados os períodos de Amostra 1 e Amostra 2 devido a pequena quantidade de observações de cada período, especialmente na Amostra 2. Para cada mês foi utilizada a média dos

retornos, sendo que alguns foram próximos a zero por terem muitos dias com retorno nulo por falta de receita (ver a Figura 2).

De modo geral, os mesmos padrões se repetem na maioria dos casos na análise mensal dos dados. Como diferenças, temos que os aumentos nas margens de lucro e sua variabilidade são menos destacados, uma vez que a proporção de períodos com retorno zero naturalmente diminui por serem consideradas observações mensais. Ainda, se destacam algumas mudanças nas curtoses, onde alguns segmentos aumentam esta estatística apresentando mais observações extremas (no setor Conveniências a curtose é 52,08), enquanto outras reduzem, apresentando mais valores próximos da média, como o setor Outros, com curtose de -0,01 e Bazar com curtose de -0,88. Vale destacar também a redução na magnitude das correlações do segmento Conveniências com os demais em relação às análises dos dados diários (ver Tabelas 3 e 4).

Tabela 5 - Estatísticas descritivas da margem de lucro operacional dos dados mensais

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
Média	0,29	0,24	0,31	0,25	0,03	0,29
Desvio-padrão	0,09	0,14	0,04	0,13	0,10	0,10
Assimetria	-3,01	-1,05	-7,17	-1,40	2,42	-2,68
Curtose	7,24	-0,88	52,08	-0,01	3,96	5,29

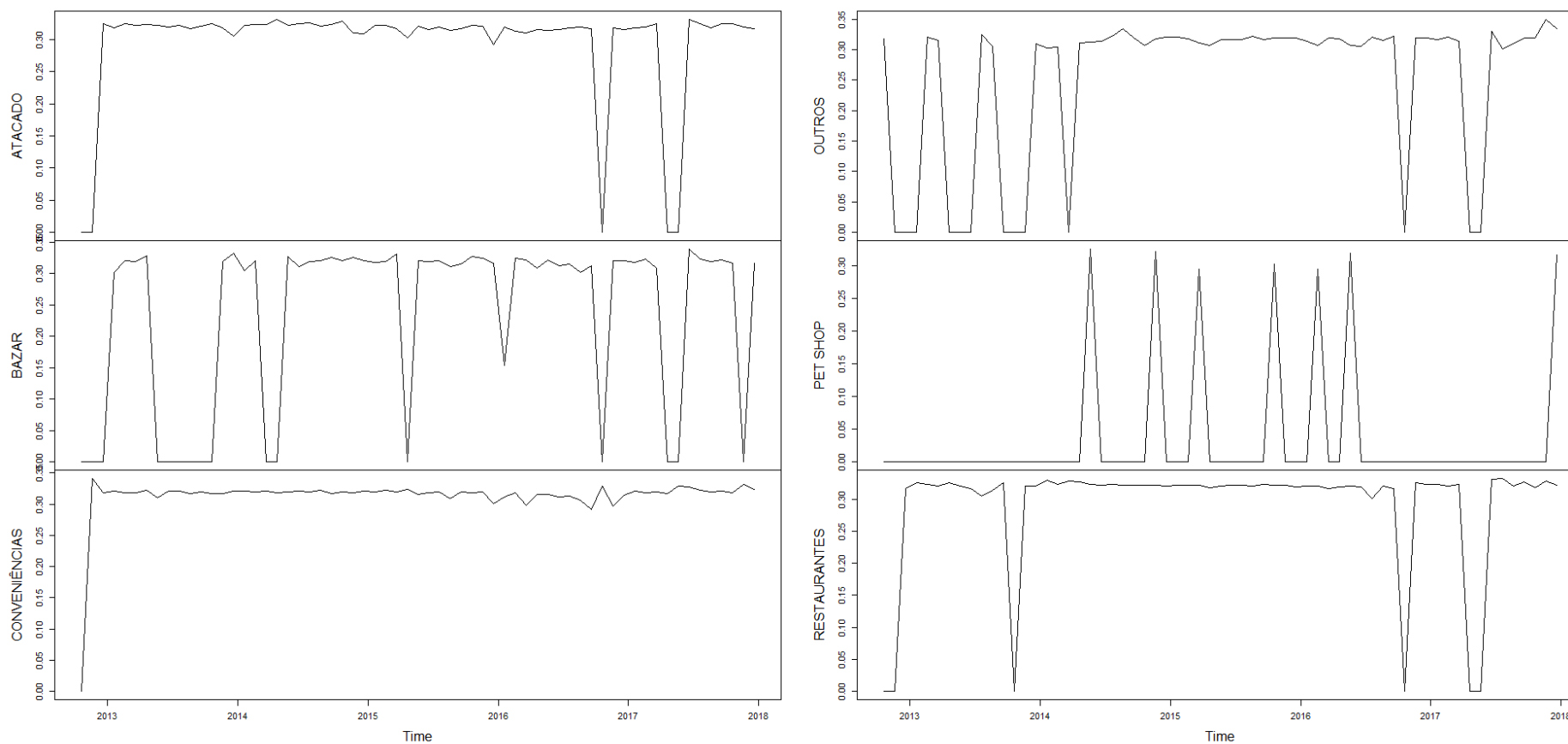
Fonte: elaborado pela autora.

Tabela 6 - Correlações da margem de lucro operacional dos dados mensais

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
Atacado	1,00					
Bazar	0,49	1,00				
Conveniências	0,36	0,16	1,00			
Outros	0,42	0,59	-0,11	1,00		
Pet Shop	0,09	0,23	0,05	0,18	1,00	
Restaurantes	0,90	0,55	0,33	0,50	0,11	1,00

Fonte: elaborado pela autora.

Figura 2 - Retornos mensais dos segmentos



Fonte: elaborado pela autora.

#### 4.2 MEDIDAS DE RISCO PARA CARTEIRAS DE CLIENTES

A seguir, são usados os dados diários da Amostra 1 para calcular os pesos ótimos para as estratégias de mínimo risco para cada medida de risco. É importante notar que os pesos se mantêm os mesmos durante toda Amostra 2, isto é, não há rebalanceamento. Os resultados são apresentados na Tabela 7 e indicam que a escolha da medida de risco de fato altera a composição ideal dos investimentos quanto a sua distribuição nos segmentos. No tocante a padrões, emergem três grupos principais: medidas menos extremas, EL, ELD, ENT e DENT, concentram bastante peso nos segmentos de Atacado, Outros e Restaurantes. Já as medidas de cauda, como ES, SDR, EVaR, DEVaR e ML, apresentam uma composição diferente, com maior distribuição entre os segmentos, favorecendo mais a diversificação. Cabe destacar que estes tipos de medidas colocam pouca ponderação para o setor de Atacado e maior peso para segmentos de Bazar e Restaurantes. Por fim, com o SD, temos uma forte concentração nos segmentos de Restaurantes e Conveniências, com pouco ou nada de ponderação nos demais. De modo geral, os segmentos com maior e menor ponderação geral são, respectivamente, o de Restaurantes e Pet Shop. Ainda, se pode afirmar que em geral estas alocações diferem daquela utilizada pela carteira que aproxima o que é atualmente feito pela empresa.

Tabela 7 - Pesos ótimos para mínimo risco

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
SD	0,00	0,00	0,25	0,05	0,08	0,61
EL	0,39	0,09	0,09	0,25	0,01	0,17
ELD	0,39	0,09	0,09	0,25	0,01	0,17
ES	0,09	0,20	0,13	0,16	0,15	0,27
SDR	0,09	0,20	0,13	0,16	0,15	0,27
EVaR	0,01	0,05	0,29	0,17	0,11	0,36
DEVaR	0,07	0,16	0,26	0,14	0,06	0,32
ENT	0,39	0,09	0,09	0,25	0,01	0,17
DENT	0,39	0,09	0,09	0,25	0,01	0,17
ML	0,14	0,09	0,11	0,11	0,4	0,15
Emp.	0,46	0,07	0,15	0,04	0,00	0,28

Legendas:

SD= desvio padrão

EL= perda média

ELD= desvio da perda média

ES= perda esperada

SDR= risco do desvio da perda

EVaR= valor em risco expectílico

DEVaR= desvio do valor em risco expectílico

ENT= entrópica

DENT= desvio entrópico

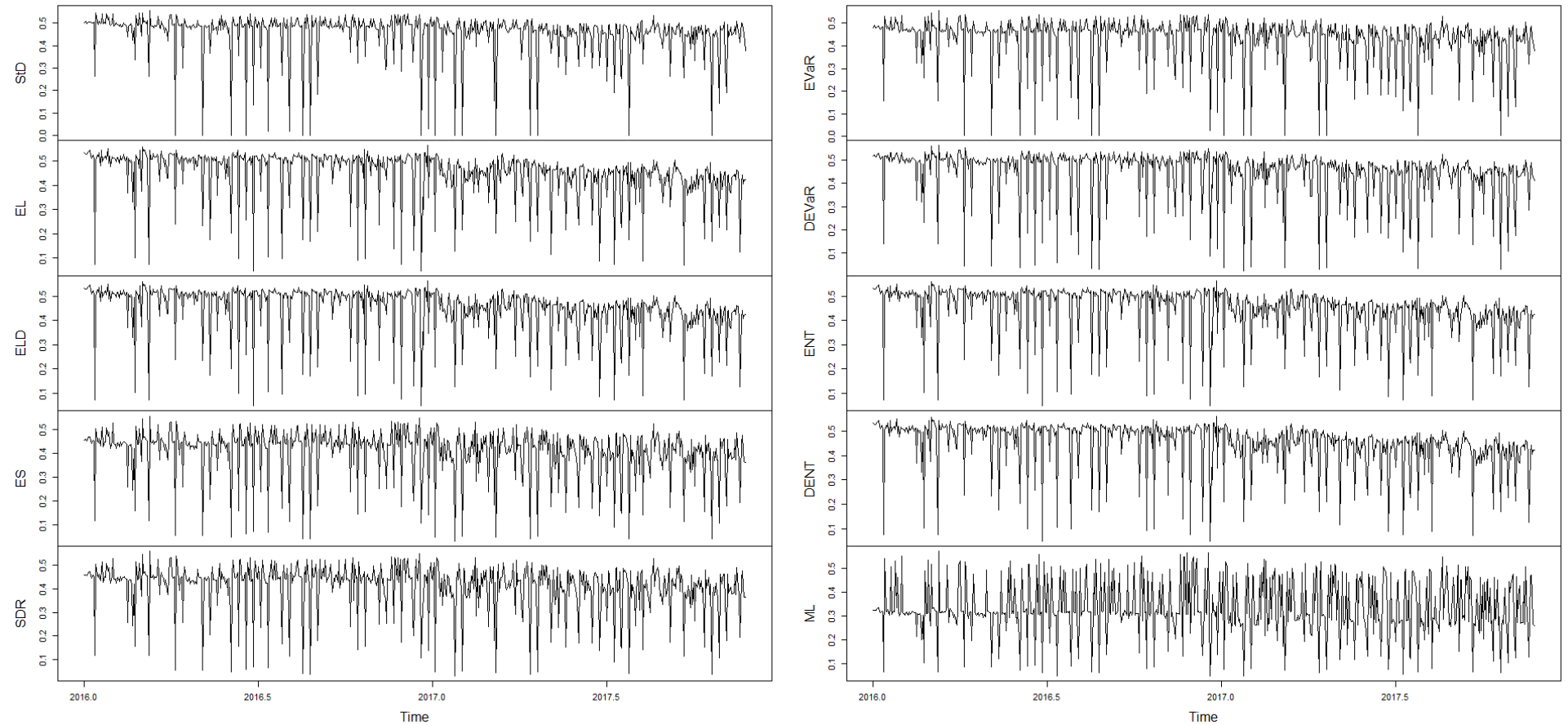
ML= perda máxima

Emp.= portfólio atual da empresa

Fonte: elaborado pela autora.

A seguir, a Figura 3 ilustra o comportamento temporal do retorno diário de cada uma dessas carteiras durante o período da Amostra 2.

Figura 3 - Retornos diários da carteira de mínimo risco



Legendas: SD= desvio padrão; EL= perda média; ELD= desvio da perda média; ES= perda esperada; SDR= risco do desvio da perda; EVaR= valor em risco expectílico; DEVaR= desvio do valor em risco expectílico; ENT= entrópica; DENT= desvio entrópico; ML= perda máxima.

Fonte: elaborado pela autora.

As estatísticas descritivas e de desempenho utilizando média, desvio-padrão, VaR, Índice de Sharpe, razão entre média e VaR, e razão entre média e mínimo são expostas na Tabela 8.

Tabela 8 - Performance para mínimo risco

	<b>SD</b>	<b>EL</b>	<b>ELD</b>	<b>ES</b>	<b>SDR</b>	<b>EVaR</b>	<b>DEVaR</b>	<b>ENT</b>	<b>DENT</b>	<b>ML</b>	<b>Emp.</b>
↑Média	<b>0,46</b>	0,45	0,45	0,41	0,41	0,43	0,45	0,45	0,45	0,33	<b>0,47</b>
↓DP	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	<b>0,10</b>	0,11	<b>0,09</b>
↑Mínimo	0,00	<b>0,05</b>	<b>0,05</b>	0,03	0,03	0,00	0,02	<b>0,05</b>	<b>0,05</b>	<b>0,05</b>	0,02
↑Máximo	0,56	0,56	0,56	0,56	0,56	0,56	0,56	0,56	0,56	<b>0,57</b>	<b>0,57</b>
↑VaR*	<b>0,27</b>	0,21	0,21	0,16	0,16	0,18	0,17	0,21	0,21	0,12	0,25
↑Sharpe	4,72	4,73	<b>4,73</b>	4,14	4,14	4,25	4,33	<b>4,73</b>	<b>4,73</b>	2,96	<b>5,28</b>
↓Média/VaR	<b>1,69</b>	2,14	2,14	2,61	2,61	2,44	2,58	2,14	2,14	2,83	1,90
↓Média/Mín.	inf.	9,44	9,44	13,89	13,89	131,87	19,64	9,44	9,44	<b>7,23</b>	27,88

Legendas:

SD= desvio padrão

EL= perda média

ELD= desvio da perda média

ES= perda esperada

SDR= risco do desvio da perda

EVaR= valor em risco expectílico

DEVaR= desvio do valor em risco expectílico

ENT= entrópica

DENT= desvio entrópico

ML= perda máxima

inf= infinito

Emp.= portfólio atual da empresa

\* VaR se refere ao quantil 5%. Não foi feita troca de sinal para manter o mesmo padrão de outras estatísticas descritivas, como, por exemplo, o mínimo.

\*\* As flechas antes de cada medida indicam a direção onde os valores são preferidos.

\*\*\* Em negrito são apontados os melhores valores para cada critério.

Fonte: elaborado pela autora.

O padrão das ponderações visto anteriormente se mantém nestes novos resultados no sentido de que medidas do mesmo tipo (cauda, não cauda e SD) apresentam desempenho parecido entre si. Mais especificamente, os retornos médios ficam na sua maioria acima de 0,41. Apenas a ML apresenta retorno médio de 0,33, sendo este resultado bastante relevante, pois este nível de rendimento ultrapassa o de qualquer segmento individualmente, o que pode ser explicado pelo fato de as composições eliminarem a presença de tantos dias com retorno nulo, como acontece para os segmentos individuais (Figura 3). De fato, algumas carteiras sequer tiveram dias com retorno nulo, como fica evidenciado pela estatística de mínimo (apenas as carteiras de SD e EVaR possuem algum retorno nulo). Interessante notar, que mesmo com maior retorno médio, não há uma elevação nos desvios padrão, o que evidencia o poder da diversificação.

Quanto às métricas de performance, observamos que a análise quanto ao valor em risco e Média/VaR possuem um padrão muito parecido com o Mínimo e o Média/Mín., com suave vantagem para a carteira de SD, cujo VaR=0,27 e a Média/VaR=1,69. Já o Índice de Sharpe tradicional é bastante similar entre as carteiras, com exceção da ML, com Índice de Sharpe=2,96. Vale lembrar que para esta métrica, valores maiores são melhores. Esta diferença pode ser explicada pelo fato de a medida ML ser muito punitiva para os dias sem negociação (com retorno zero) e o retorno médio não ser considerado nesta etapa. Ainda assim, as demais medidas de cauda (ES, SDR, EVaR e DEVaR) apresentam um valor levemente maior que as restantes nas métricas de Média/VaR e Média/Mín., o que seria um resultado suavemente pior, pois para estas medidas, quanto menor o valor, melhor o desempenho da carteira.

No entanto, quando se considera o Índice de Sharpe com uma medida de perda (retorno mínimo) no denominador, outros padrões aparecem. Para esta métrica, valores menores são melhores. Um valor “inf” indica infinito, que acontece quando existe algum retorno nulo no período. Neste caso, o SD é o pior, ao passo que ML é a melhor (Média/Mín.=7,23). Este resultado mostra o potencial da ML para gestão de portfólios de clientes, pois por sua natureza ele penaliza com mais força os retornos nulos que ocorrem em segmentos que possuem mais dias sem receita.

Neste ponto, a carteira da empresa apresenta um perfil com melhores métricas de retorno e desvio, o que é refletido em seu Sharpe. Porém, não exhibe bom desempenho quanto aos riscos de cauda e suas razões com a média.

Este resultado contrasta com os dos autores constantes no Quadro 2 (por exemplo, RYALS; DIAS; BERGER, 2007; BUHL; HEINRICH, 2008; SACKMANN; KUNDISCH; RUCH, 2010; TARASI et al., 2011; JUHL; CHRISTENSEN, 2013), que usam apenas o desvio padrão como medida de risco. Isto porque nem sempre o desvio padrão teve o melhor desempenho entre as medidas comparadas. Enquanto o desvio padrão foca apenas na dispersão dos retornos, podendo penalizar um segmento de clientes com grande variabilidade em seu consumo (risco), mas sempre com bons resultados em termos de retorno financeiro, a perda máxima ocupa-se de evitar o pior retorno possível, que seriam os dias onde não houve negociação (LAJIR=0). O resultado da perda máxima e dos dias com retorno zero ficou mais proeminente quando se utilizou dados diários. Por outro lado, se fossem utilizados dados mensais, este efeito poderia ser mascarado, pois se utilizaria dados agregados. Comparando as Figuras 1 e 2, se observa as diferenças entre resultados diários e mensais (agregados) de cada



segmento. Tarasi et al. (2011) já previam que clientes individuais poderiam ter fluxos de caixa inexistentes em certo período, mas este resultado também apareceu nos segmentos de clientes. Mudando o foco para as carteiras obtidas com a estratégia de máxima razão entre retorno e risco, na Tabela 9 são expostas as ponderações ótimas obtidas para cada medida de risco. Para esta abordagem há maior diversidade quanto à ponderação. De modo geral, a maioria das carteiras aloca maior peso para os segmentos de Atacado e Restaurantes, e pouco peso para os segmentos de Bazar e Pet Shop. A maior alocação para os segmentos de Atacado e Restaurantes pode ser, pelo menos parcialmente, explicada pelo fato de possuírem uma melhor relação risco/retorno dentro da amostra. As exceções são as carteiras geradas por EL e ML, que alocam peso de modo mais equitativo. Este padrão pode ser considerado inesperado, já que estas duas medidas são extremos opostos entre os menos e mais punitivos. Novamente, de modo geral, estas alocações diferem daquela utilizada pela carteira que aproxima o que é atualmente feito pela empresa.

Tabela 9 - Pesos ótimos para máximo retorno por risco

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Pet Shop</b>	<b>Restaurantes</b>
SD	0,37	0,00	0,12	0,03	0,00	0,48
EL	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17	0,17
ELD	0,42	0,00	0,14	0,05	0,00	0,39
ES	0,50	0,00	0,00	0,12	0,00	0,38
SDR	0,27	0,00	0,19	0,16	0,00	0,37
EVaR	0,49	0,00	0,00	0,02	0,00	0,50
DEVaR	0,39	0,00	0,08	0,13	0,00	0,41
ENT	0,95	0,01	0,00	0,00	0,00	0,04
DENT	0,39	0,00	0,16	0,05	0,05	0,35
ML	0,16	0,17	0,16	0,18	0,16	0,16
Emp.	0,46	0,07	0,15	0,04	0,00	0,28

Legendas:

SD= desvio padrão

EL= perda média

ELD= desvio da perda média

ES= perda esperada

SDR= risco do desvio da perda

EVaR= valor em risco expectílico

DEVaR= desvio do valor em risco expectílico

ENT= entrópica

DENT= desvio entrópico

ML= perda máxima

Emp.= portfólio atual da empresa

Fonte: elaborado pela autora.

Complementando os resultados, a Tabela 10 expõe estatísticas descritivas e de desempenho para cada uma das medidas de risco. Quanto à média e desvio-padrão, estas carteiras

apresentam melhores retornos e menores riscos do que as estratégias de mínimo risco apresentadas anteriormente.

Em relação às métricas de performance, observamos que a análise quanto ao VaR e Média/VaR, a ENT apresentou melhor desempenho, com VaR=0,33 (maior resultado) e Média/VaR=1,39 (menor resultado). No Sharpe tradicional, onde valores maiores são desejados, as medidas EL e ML se saem pior por apresentarem retornos menores (EL=4,07 e ML=4,06), embora a diferença não seja tão representativa, porém, se destaca a boa performance do EVaR=5,95. No Sharpe com medida de perda no Média/VaR, onde menores valores são melhores, o EL e ML também apresentam pior desempenho (EL=2,96 e ML=3,06) e a ENT=1,39 se destaca positivamente. Apenas na medida de Média/Mín. o EL e o ML se destacam com os melhores valores (EL=7,38 e ML=7,63). A interpretação que se extrai é análoga a aquela obtida para as carteiras de mínimo risco: essas medidas geram carteiras sem dias com receita e retorno nulo. Os resultados novamente contrastam com o de outros autores que usam apenas o desvio padrão como medida de risco, demonstrando que, de acordo com o objetivo da empresa em termos de gerenciar riscos e retornos, o peso dado a cada segmento de clientes pode mudar e oferecer melhores ou piores resultados.

É fundamental ressaltar que a carteira utilizada pela empresa não apresentou o melhor desempenho em nenhum dos critérios. Esta constatação reforça a necessidade e o valor de uma locação de recursos baseada em medidas de risco.

Tabela 10 - Performance para máximo retorno por risco

	SD	EL	ELD	ES	SDR	EVaR	DEVaR	ENT	DENT	ML	Emp.
↑Média	<b>0,48</b>	0,41	<b>0,48</b>	0,47	0,47	<b>0,48</b>	<b>0,48</b>	0,46	0,46	0,40	0,47
↓DP	<b>0,08</b>	0,10	<b>0,08</b>	<b>0,08</b>	0,09	<b>0,08</b>	0,09	0,10	<b>0,08</b>	0,10	0,09
↑Mínimo	0,00	<b>0,06</b>	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	<b>0,05</b>	0,02
↑Máximo	0,56	0,57	0,56	0,57	0,56	0,60	0,56	<b>0,63</b>	0,55	0,55	0,57
↑VaR*	0,25	0,14	0,25	0,27	0,22	0,27	0,24	<b>0,33</b>	0,23	0,13	0,25
↑Sharpe	5,74	4,07	5,61	5,64	5,18	<b>5,95</b>	5,57	4,46	5,49	4,06	5,28
↓Média/VaR	1,91	2,96	1,93	1,72	2,17	1,77	2,00	<b>1,39</b>	2,02	3,06	1,90
↓Média/Mín.	inf.	<b>7,38</b>	inf	inf	inf	inf	inf	inf	inf	<b>7,63</b>	27,88

Legendas:

SD= desvio padrão

EL= perda média

ELD= desvio da perda média

ES= perda esperada

SDR= risco do desvio da perda

EVaR= valor em risco expectílico

DEVaR= desvio do valor em risco expectílico

ENT= entrópica

DENT= desvio entrópico

ML= perda máxima

inf= infinito

Emp.= portfólio atual da empresa

\* VaR se refere ao quantil 5%. Não foi feita troca de sinal para manter o mesmo padrão de outras estatísticas descritivas, como, por exemplo, o mínimo.

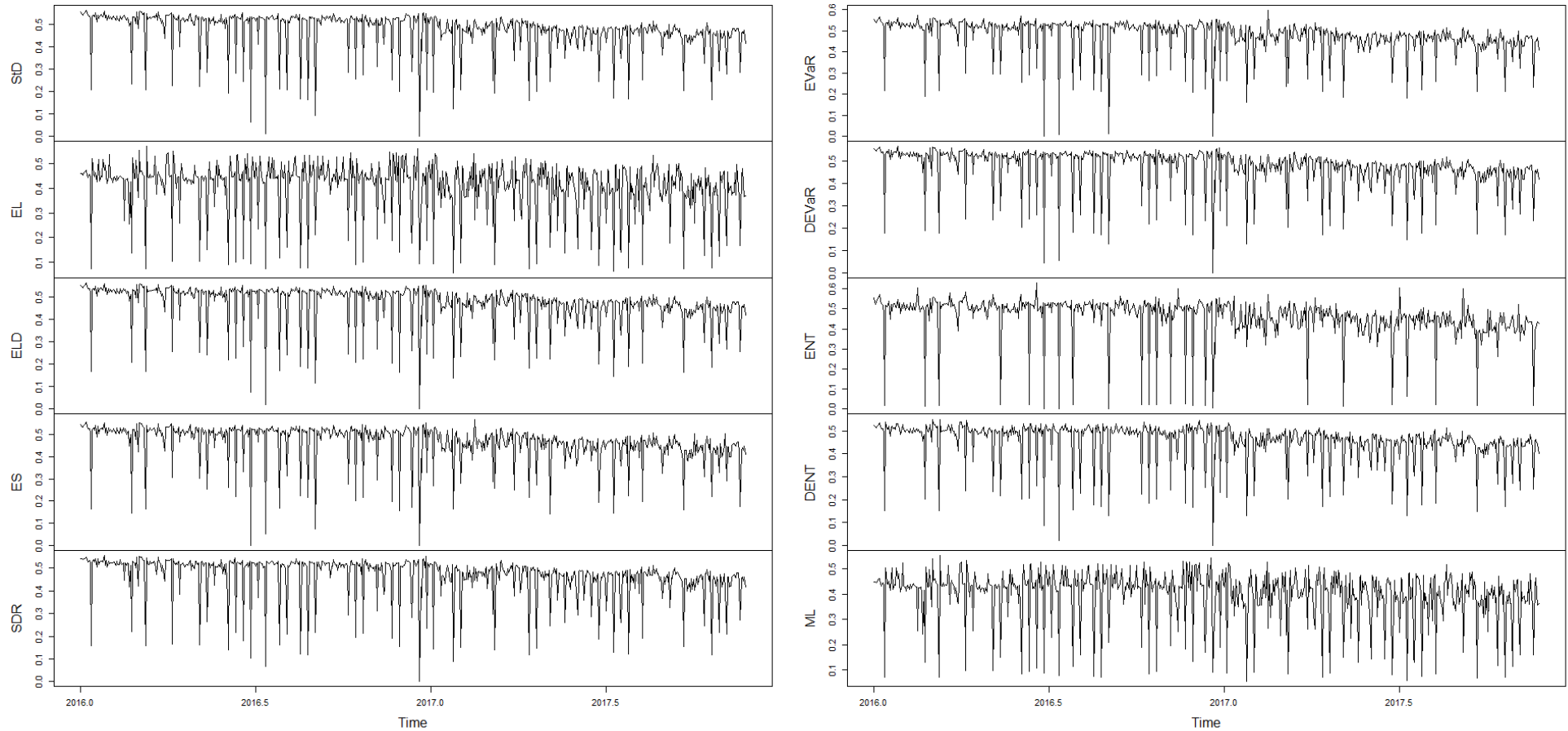
\*\* As flechas antes de cada medida indicam a direção onde os valores são preferidos.

\*\*\* Em negrito são apontados os melhores valores para cada critério.

Fonte: elaborado pela autora.

A Figura 4 demonstrada a seguir ilustra o comportamento temporal do retorno diário das carteiras.

Figura 4 - Retornos diários da carteira de máximo retorno por risco



Fonte: elaborado pela autora.

### 4.3 TESTES DE ROBUSTEZ

Encerramos esta seção discutindo alguns testes de robustez sobre as escolhas feitas no trabalho. Como os resultados de performance das carteiras são função direta das ponderações obtidas, o foco aqui é apresentar tabelas com os pesos ótimos obtidos.

Uma alteração que poderia ser estudada é a exclusão de dias onde muitos segmentos não possuem receita, ou seja, os dias com margem de lucro operacional zero. Todavia, não se pode excluir dias onde segmentos tenham retorno zero, pois isto tornaria os segmentos equivalentes ou desbalanceados de modo artificial. Por este motivo, foram considerados todos os dias onde houve alguma negociação.

Outra alteração em relação à análise original é a remoção do segmento Pet Shop, pois apresenta pouca participação na receita e um volume maior de dias sem receita. Desse modo, as Tabelas 11 e 12 apresentam os pesos ótimos obtidos, respectivamente, para as estratégias de mínimo risco e máximo retorno por risco sem o segmento Pet Shop. De modo geral, nos resultados destas tabelas, o pouco peso atribuído anteriormente para o segmento Pet Shop é distribuído entre os demais segmentos. Há uma tendência ao aumento dos pesos para o Atacado e redução dos pesos para o Bazar na estratégia de mínimo risco. Possivelmente esta mudança está relacionada com a baixa correlação que estes segmentos possuíam com o segmento Pet Shop (ver Tabela 3). Já na estratégia de máximo retorno por risco, os resultados são qualitativamente iguais aos originais.

Tabela 11 - Pesos ótimos para mínimo risco sem o segmento Pet Shop

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Restaurantes</b>
SD	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
EL	0,17	0,04	0,20	0,26	0,33
ELD	0,17	0,04	0,20	0,26	0,33
ES	0,24	0,11	0,25	0,07	0,34
SDR	0,37	0,07	0,07	0,08	0,41
EVaR	0,21	0,01	0,15	0,28	0,35
DEVaR	0,42	0,08	0,04	0,20	0,25
ENT	0,17	0,04	0,20	0,26	0,33
DENT	0,17	0,04	0,20	0,26	0,33
ML	0,27	0,50	0,08	0,09	0,06
Emp.	0,46	0,07	0,15	0,04	0,28

Legendas:

SD= desvio padrão

EL= perda média

ELD= desvio da perda média

ES= perda esperada

SDR= risco do desvio da perda

EVaR= valor em risco expectílico

DEVaR= desvio do valor em risco expectílico

ENT= entrópica

DENT= desvio entrópico

ML= perda máxima

inf= infinito

Emp.= portfólio atual da empresa

\* VaR se refere ao quantil 5%. Não foi feita troca de sinal para manter o mesmo padrão de outras estatísticas descritivas, como, por exemplo, o mínimo.

\*\* As flechas antes de cada medida indicam a direção onde os valores são preferidos.

\*\*\* Em negrito são apontados os melhores valores para cada critério.

Fonte: elaborado pela autora.

Tabela 12 - Pesos ótimos para máximo retorno por risco sem o segmento Pet Shop

	<b>Atacado</b>	<b>Bazar</b>	<b>Conveniências</b>	<b>Outros</b>	<b>Restaurantes</b>
SD	0,41	0,00	0,12	0,03	0,44
EL	0,20	0,20	0,20	0,20	0,20
ELD	0,36	0,00	0,16	0,05	0,43
ES	0,26	0,00	0,14	0,01	0,60
SDR	0,27	0,00	0,20	0,15	0,37
EVaR	0,44	0,00	0,05	0,06	0,46
DEVaR	0,27	0,00	0,21	0,12	0,40
ENT	0,26	0,00	0,00	0,60	0,14
DENT	0,40	0,01	0,13	0,06	0,40
ML	0,19	0,21	0,19	0,22	0,19
Emp.	0,46	0,07	0,15	0,04	0,28

Legendas:

SD= desvio padrão

EL= perda média

ELD= desvio da perda média

ES= perda esperada

SDR= risco do desvio da perda

EVaR= valor em risco expectílico

DEVaR= desvio do valor em risco expectílico

ENT= entrópica

DENT= desvio entrópico

ML= perda máxima

inf= infinito

Emp.= portfólio atual da empresa

\* VaR se refere ao quantil 5%. Não foi feita troca de sinal para manter o mesmo padrão de outras estatísticas descritivas, como, por exemplo, o mínimo.

\*\* As flechas antes de cada medida indicam a direção onde os valores são preferidos.

\*\*\* Em negrito são apontados os melhores valores para cada critério.

Fonte: elaborado pela autora.

## 5 CONCLUSÃO E IMPLICAÇÕES GERENCIAIS

A gestão do portfólio de clientes de uma empresa envolve exige decisões estratégicas sobre os segmentos de clientes que deverão ser priorizados pelos investimentos em marketing que gerem maiores e melhores retornos. Os estudos anteriores em marketing abordaram o risco do portfólio de segmentos de clientes como sendo o Desvio Padrão e Valor Condicional em Risco (CVaR) dos retornos ou algumas de suas variantes. Este trabalho contribui para o campo de marketing ao avançar os estudos realizados até então. A abordagem utilizada nesta dissertação ofereceu alternativas para a melhor alocação dos recursos de marketing entre os segmentos de clientes, considerando outras medidas de risco que possibilitaram diferentes resultados a partir dos critérios mais importantes para os gestores na tomada de decisão, assim como sugere Tarasi et al. (2011), que propõe que os modelos de portfólios otimizados seriam sugestões que devem ser consideradas em conjunto com os gestores de marketing.

O trabalho foi desenvolvido com o objetivo de propor abordagens de gestão de portfólio de clientes que incluíssem a avaliação de diferentes medidas de risco já utilizadas em finanças: desvio padrão, perda média, perda esperada, entrópica (FÖLLMER; SCHIED, 2016), valor em risco expectílico (BELLINI et al., 2014), desvio da perda média, risco do desvio da perda, desvio entrópico, desvio do valor em risco expectílico e perda máxima. Cada uma destas medidas de risco enfoca um aspecto diferente do risco.

Para conseguir indicar o tipo de medida de risco mais adequada para o risco dos clientes, foi necessário aplicar cada uma das medidas de risco nos segmentos da base de clientes de uma empresa; analisar o desempenho dos portfólios de segmentos de clientes com melhor retorno por unidade de risco; comparar o desempenho de cada uma das medidas de risco; e verificar padrões e diferenças no desempenho das medidas de risco propostas.

A partir da aplicação da metodologia proposta no trabalho em dados de segmentos de clientes de uma empresa real, foi possível demonstrar que segmentos podem representar riscos diferentes de acordo com a perspectiva adotada pelos gestores. A programação no *software R* de uso livre permitiu avaliar a performance das carteiras propostas. O trabalho apresenta-se como uma resposta a uma das limitações citadas no trabalho de Silveira (2016), como a utilização de métricas de risco opcionais ao desvio padrão e à CVaR.

Considerando a análise realizada na seção de Resultados, foi possível constatar que os dados referentes ao desvio padrão dos retornos da empresa em estudo oscilaram pouco, no entanto, quando oscilam, podem apresentar retorno nulo ou quase nulo (LAJIR=0), tanto quando



analisados os dados de forma diária quanto mensal. Os segmentos de clientes da empresa não apresentaram grande variação na margem de lucro do negócio, possuindo aproximadamente a mesma rentabilidade. A grande variação observada foi vista nas frequências de dias que tem compras, com o segmento de Pet Shop possuindo vários dias sem realizar nenhuma compra. Uma boa estratégia neste caso é compensar segmentos que não compram em um dia com segmentos que vão comprar no dia.

A medida de risco de Perda Máxima (ML) dá mais peso aos segmentos que possuem menos dias com retorno nulo, cujo LAJIR é igual a zero. Seu desempenho foi bom, especialmente quando considerada a análise dos dados de forma diária, que mostra um problema que os dados agrupados mensalmente escondem. Evitando dias sem negociação obtêm-se retornos mais estáveis para a empresa, e ainda evita-se o foco nos segmentos de clientes que consomem ocasionalmente, podendo focar em segmentos de clientes que possivelmente possuem maior fidelidade e respondendo a Kumar (2008) sobre como saber se os esforços de marketing estão sendo direcionados para clientes que querem repetir a compra.

Examinando os resultados obtidos com diferentes medidas de risco, evidencia-se que dependendo da visão dos gestores da empresa sobre o risco a ser minimizado, mudam os pesos ideais dos segmentos de clientes. Não houve uma medida de risco que pudesse ser considerada superior às demais, pois dependendo da medida de performance, algumas se sobressaíram melhor do que as demais. Por exemplo, no critério de mínimo risco as medidas de cauda (ES, SDR, EVaR e DEVaR) não obtiveram destaque. Seu desempenho foi pior comparado com as demais medidas. A exceção foi a ML, que obteve o melhor desempenho, especialmente na Média/Mínimo. Este resultado mostra que a ML obteve resultado melhor do que a ES, que é uma medida comumente utilizada na literatura. Dados os resultados obtidos, sugere-se que a ML seja melhor estudada futuramente. Já no critério de máximo retorno por risco, a medida de ML novamente se sobressaiu sobre as demais no critério de Média/Mínimo. Já o EVaR se destacou no Índice de Sharpe.

Os resultados apontam que, dependendo do foco que o gestor de marketing deseja dar, seja para reduzir o risco ou maximizar o retorno do portfólio de clientes, determinada medida de risco pode se sobressair sobre as demais. Não há uma única resposta para a otimização da carteira de clientes, mas sim opções que devem ser consideradas e discutidas com os gestores.

## 5.1 LIMITAÇÕES DO ESTUDO E SUGESTÕES FUTURAS

Assim como Silveira (2016), uma das limitações deste estudo é o pressuposto de que não há impedimentos de custo para modificar os investimentos e pesos dos segmentos de clientes, ou seja, não há restrição sobre o tamanho dos segmentos (nem máximo nem mínimo), ficando como sugestão para futuros estudos acrescentarem estes limites. Uma das possíveis soluções para o caso de não haver limitação de tamanho de segmentos que poderia ser utilizada pela empresa é proposta por Sheth, Sisodia e Sharma (2000), que, de forma simplificada, seria terceirizar o atendimento de um segmento de clientes que não seja do interesse da empresa, distribuindo o atendimento desses clientes para outras empresas de forma a reduzir os custos de investimentos em marketing.

Outra importante limitação do trabalho é que não são considerados novos segmentos no modelo proposto. O modelo utilizou uma segmentação com 6 *clusters* para simplificar as análises e o trabalho dos gestores da empresa, que é simplificado quando as estratégias de marketing são destinadas a segmentos mais agrupados, mas não considera a entrada dinâmica de novos segmentos de clientes.

Ressalta-se que os resultados encontrados no trabalho não são suficientes para conclusões finalísticas sobre a melhor estratégia de gestão do risco dos clientes, pois foram utilizados dados de apenas uma empresa. Estudos futuros que considerem empresas em outros segmentos do mercado são recomendáveis.

Ainda, o estudo tem como limitação principal o fato de que o retorno dos segmentos depende de quanto dinheiro é investido nele, ou seja, o problema de otimização é dependente das variáveis de decisão consideradas pelos gestores. A solução deste problema está fora do escopo deste trabalho e será sugerida para estudos futuros.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ACERBI, C. Spectral measures of risk: a coherent representation of subjective risk aversion. **Journal of Banking & Finance**, v. 26, n. 7, p. 1505-1518, 2002.
- ACERBI, C.; TASCHE, D. On the coherence of expected shortfall. **Journal of Banking & Finance**, v. 26, n. 7, p. 1487-1503, 2002.
- ALEXANDER, C.; SHEEDY, E. Developing a stress-testing framework based on market risk models. **Journal of Banking and Finance**, v. 32, n. 10, p. 2220-2236, 2008.
- AMBLER, T. **Marketing and the bottom line: the marketing metrics to pump up cash flow**. Pearson Education, 2003.
- ANDERSON, E. W. Customer satisfaction and price tolerance. **Marketing letters**, v. 7, n. 3, p. 265-274, 1996.
- ANDERSON, E. W.; FORNELL, C.; MAZVANCHERYL, S. K. Customer Satisfaction and Shareholder Value. **Journal of Marketing**, v. 68, n. 4, p. 172–185, 2004.
- ARTZNER, P.; DELBAEN, F.; EBER, J.-M.; HEATH, D. Coherent measures of risk. **Mathematical Finance**, v. 9, n. 3, p. 203-228, 1999.
- BANZ, M.; GROSSWIELE, L.; HUBER, J.; PROBST, F. More fans at any cost? Analysing the economic effects of the ratio of fans to non-fans in a customer portfolio considering electronic word of mouth, **Journal of Decision Systems**, vol. 25, n. 3, p. 193-213, 2016.
- BELLINI, F.; KLAR, B.; MÜLLER, A.; GIANIN, E. R. Generalized quantiles as risk measures. In **Insurance: Mathematics and Economics**. 54, p. 41-48. 2014.
- BILLET, M. T. "Balancing Risk and Return in a Customer Portfolio": A Comment. **Journal of Marketing**, vol. 75, n. 3, p. 21-23, 2011.
- BOLTON, R. N.; TARASI, C. O. Risk considerations in the management of customer equity. In **Handbook of Research on Customer Equity in Marketing**. Edward Elgar Publishing, 2015.
- BUHL, H. U.; HEINRICH, B. Valuing customer portfolios under risk-return-aspects: A model-based approach and its application in the financial service industry. **Academy of Marketing Science Review**, vol. 12, n. 5, p. 1–32, 2008.
- CHERNY, A. S. Weighted  $V@R$  and its properties. **Finance and Stochastics**, v. 10, n. 3, p. 367-393, 2006.
- DUFFIE, D.; PAN, J. An overview of value at risk. **The Journal of Derivatives**, v. 4, n. 3, p. 7-49, 1997.

FÖLLMER, H.; SCHIED, A. Convex measures of risk and trading constraints. **Finance and Stochastics**, v. 6, n. 4, p. 429-447, 2002.

FÖLLMER, H.; SCHIED, A. **Stochastic Finance: An Introduction in Discrete Time**, 4 ed. De Gruyter. 2016.

FORNELL, C.; MITHAS, S.; MORGENSON III, F. V.; KRISHNAN, M. S. Customer satisfaction and stock prices: high returns, low risk. **Journal of Marketing**, v. 70, n. 1, p. 3-14, 2006.

FORNELL, C.; MORGESON III, F. V.; HULT, G. T. M. Stock Returns on Customer Satisfaction Do Beat the Market: Gauging the Effect of a Marketing Intangible. **Journal of Marketing**, v. 80, n. 5, p. 92-107, 2016.

FRITTELLI, M.; GIANIN, E. R. Putting order in risk measures. **Journal of Banking & Finance**, v. 26, n. 7, 1473-1486, 2002.

HANSENS, D. M.; PAUWELS K. H. M. Demonstrating the Value of Marketing. **Journal of Marketing**, v. 80, p. 173-190, 2016.

HART, C. W. Customers Are Your Business. **Marketing Management**, v. 8, n. 4, p. 6-7, 1999.

HUTT, M. D.; TARASI, C. O.; WALKER, B. A. Financial portfolio theory and customer management: insights and research directions. In **Handbook of Marketing and Finance**. Edward Elgar Publishing, 2012.

JENSEN, M. C. The performance of mutual funds in the period 1945–1964. **Journal of Finance**, vol. 23, n. 2, p. 389–416, 1968.

JORION, P. **Value at risk: the new benchmark for managing financial risk**. 3. ed. Hardcover, 2007.

JUHL, H. J.; CHRISTENSEN, M. Portfolio optimization and performance evaluation: An application to a customer portfolio. **Journal of Marketing Analytics**, vol. 1, n. 3, p. 156-173, 2013.

KEITH, R. J. The marketing revolution. **Journal of marketing**, v. 24, p. 35-38, 1960.

KNOWLES, J.; AMBLER, T. Orientation and marketing metrics. **MACLARAN, P. et al. The Sage Handbook of Marketing Theory**. Los Angeles, Sage, p. 379-396, 2009.

KUMAR, V. **Managing customers for profit: Strategies to increase profits and build loyalty**. Prentice Hall Professional, 2008.

KUMAR, V.; JONES, E.; VENKATESAN, R.; LEONE, R. P. Is market orientation a source of sustainable competitive advantage or simply the cost of competing? **Journal of Marketing**, v.75, p. 16-30, 2011.

KUMAR, V.; SHAH, D. Expanding the role of marketing: from customer equity to market capitalization. **Journal of Marketing**, v. 73, n. 6, p. 119-136, 2009.

MARKOWITZ, H. Portfolio selection. **The Journal of Finance**, v. 7, n. 1, p. 77-91, 1952.

MÜLLER, F. M.; RIGHI, M. B. Numerical comparison of multivariate models to forecasting risk measures. **Risk Management**, v. 20, p. 29-50, 2018.

NARVER, J. C.; SLATER, S. F. The Effect of a Market Orientation on Business Profitability. **Journal of Marketing**, v. 54, p. 20-35, 1990.

NOROUZI, A.; ALBADVI, A. A hybrid model for customer portfolio analysis in retailing. **Management Research Review**, v. 39, n. 6, p. 630-654, 2016.

PFLUG, G. C. Some remarks on the value-at-risk and the conditional value-at-risk. **Probabilistic Constrained Optimization**, v. 49, p. 272-281, 2000.

REINARTZ, W. J.; KUMAR, V. On the profitability of long-life customers in a noncontractual setting: An empirical investigation and implications for marketing. **Journal of marketing**, v. 64, n. 4, p. 17-35, 2000.

REINARTZ, W.; KUMAR, V. The impact of customer relationship characteristics on profitable lifetime duration. **Journal of Marketing**, v. 67, n. 1, p. 77-99, 2003.

REINARTZ, W.; THOMAS, J. S.; KUMAR, V. Balancing acquisition and retention resources to maximize customer profitability. **Journal of Marketing**, v. 69, n. 1, p. 63-79, 2005.

RIGHI, M. B. A composition between risk and deviation measures. **Annals of Operations Research**, v. 282, n. 1, p. 299-313, 2019.

RIGHI, M. B.; BORENSTEIN, D. A simulation comparison of risk measures for portfolio optimization. **Finance Research Letters**, v. 24, p. 105-112, 2018.

RIGHI, M. B.; CERETTA, P. S. Shortfall deviation risk: an alternative for risk measurement. **Journal of Risk**, v. 19, n. 2, 2016.

ROCKAFELLAR, R. T.; URYASEV, S. The fundamental risk quadrangle in risk management, optimization and statistical estimation. **Surveys in Operations Research and Management Science**, v. 18, n. 1-2, p. 33-53, 2013.

ROCKAFELLAR, R. T.; URYASEV, S. Conditional value-at-risk for general loss distributions. **Journal of banking & finance**, vol. 26, n. 7, p. 1443-1471, 2002.

ROCKAFELLAR, R. T.; URYASEV, S.; ZABARANKIN, M. Generalized deviations in risk analysis. **Finance and Stochastics**, v. 10, n. 1, p. 51-74, 2006.

RUST, R. T.; LEMON, K. N.; ZEITHAML, V. A. Return on marketing: Using customer equity to focus marketing strategy. **Journal of marketing**, vol. 68, n. 1, p. 109-127, 2004.

RYALS, L.; DIAS S.; BERGER, M. Optimizing marketing spend: return maximization and risk minimization in the marketing portfolio. **Journal of Marketing Management**, vol. 23, n. 9, p. 991–1011, 2007.

SACKMANN, S.; KUNDISCH, D; RUCH, M. Customer portfolio management in e-commerce: An analytical model for optimization. **Management Research Review**, vol. 33, n. 6, p. 617–634, 2010.

SELNES, F. A Comment on "Balancing Risk and Return in a Customer Portfolio". **Journal of Marketing**, vol. 75, n. 3, p.18-21, 2011.

SHAH, D.; RUST, R. T.; PARASURAMAN, A.; STAELIN, R.; DAY, G. S. The path to customer centricity. **Journal of Service Research**, v. 9, n. 2, p. 113–124, 2006.

SHARPE, W. F. Capital asset prices: A theory of market equilibrium under conditions of risk. **The journal of finance**, vol.19, n. 3, p. 425-442, 1964.

SHETH, J. N.; SISODIA, R. S.; SHARMA, A. The Antecedents and Consequences of Customer-Centric Marketing, **Academy of Marketing Science Journal**, v. 28, n. 1, p. 55-66, 2000.

SILVEIRA, C. S. **Gestão de clientes: um *framework* para integrar as perspectivas do portfólio de clientes e do cliente individual**. Tese (Doutorado em Administração) – Programa de Pós-Graduação em Administração, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, p. 227, 2016.

TARASI, C. O.; BOLTON, R. N.; HUTT, M. D.; WALKER, B. A. Balancing Risk and Return in a Customer Portfolio. **Journal of Marketing**, vol. 75, p. 1–17, Mai 2011.

TREYNOR, J. L. How to rate management investment funds. **Harvard Business Review**, vol. 43, n. 1, p. 63–75, 1966.

VARGO, S. L.; LUSCH, R. F. Evolving to a new dominant logic for marketing. **Journal of marketing**, v. 68, n. 1, p. 1-7, 2004.

VIVIANI, J. L.; KOMURA, A.; SUZUKI, K. Integrating dynamic segmentation and portfolio theories for better customer portfolio performance. **Journal of Strategic Marketing**, p. 1-14, 2021.

WEBSTER, Jr., F. E. The Future Role of Marketing in the Organization. *In*: LEHMANN, D.R. & JOCZ, K.E. **Reflections on the Futures of Marketing**. Cambridge, MA, MSI, p. 39-66, 1997.

WIESEKE, J.; ALAVI, S.; HABEL, J. Willing to pay more, eager to pay less: The role of customer loyalty in price negotiations. **Journal of Marketing**, v. 78, p.17-37, 2014.

WILKIE, W. L.; MOORE, E. S. Expanding our understanding of marketing in society. **Journal of the Academy Marketing Science**, n. 40, p.53-73, 2012.

WYNER, G. A. Customer profitability. **Marketing Management**, v. 8, n. 4, p. 8, 1999.