
OTIMIZANDO A ALOCAÇÃO DE CAPITAL: ANÁLISE DO SETOR BANCÁRIO POR MEIO DO MODELO RAROC

Wagner Eduardo Schuster ¹
Magnus dos Reis ²

▪ Artigo recebido em: 26/06/2023 ▪ Artigo aceito em: 19/12/2023

RESUMO

Os Acordos de Basileia têm exigido, de forma crescente, que as instituições financeiras aloquem mais capital e de maior qualidade para cobrir perdas inesperadas. Como resultado, a decisão de alocar capital em um produto em detrimento de outro representa um trade-off significativo para os gestores, ressaltando a necessidade de ferramentas robustas de tomada de decisão que incorporem o risco para maximizar os retornos. Este artigo propõe uma abordagem empírica para servir como um modelo interno de cálculo de capital econômico, utilizando a metodologia RAROC (Retorno Ajustado ao Risco sobre o Capital) para analisar seu impacto na rentabilidade da carteira de crédito de um banco, segmentada por produto de crédito. Além disso, compara esses resultados com aqueles obtidos a partir de modelos regulatórios padronizados de capital. O conjunto de dados utilizado nesta análise, fornecido por uma instituição financeira, cobre seus dois principais produtos de negócio — empréstimos consignados e empréstimos de capital de giro — no período de janeiro de 2011 a junho de 2019. Para o modelo interno, empregamos modelos de Valor em Risco (VaR) com Simulações de Monte Carlo. Os resultados mostram que os empréstimos consignados superam os empréstimos de capital de giro em termos de RAROC, independentemente de ser utilizado capital regulatório ou econômico, tornando-os uma opção mais atraente para investimento de capital. Além disso, a adoção dos modelos internos propostos aumentaria significativamente o RAROC dos empréstimos consignados, passando de 5,76% para 38,37% em junho de 2019, melhorando assim a otimização do capital. Em conclusão, os testes gerais indicam que os modelos propostos tiveram um bom desempenho e poderiam ser empregados de forma eficaz pelas instituições financeiras, oferecendo insights inovadores que contribuem substancialmente para a gestão estratégica focada em riscos.

Palavras-chave: Finanças. Retorno Ajustado ao Risco. RAROC. Valor em Risco. Capital Econômico.

¹ Erasmus Mundus Joint Master Degree QEM – Models and Methods of Quantitative Economics (Université Paris 1 Panthéon-Sorbonne, Università Ca' Foscari Venezia, and Universitat Autònoma de Barcelona). Address: Großer Hasenpfad 141, 60598 Frankfurt am Main, Germany. +33 652156314. E-mail: wagner.schuster92@gmail.com. <https://orcid.org/0000-0002-7894-3338>

² PhD in Economics. Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS. Address: Av. Dr. Nilo Peçanha, 1600, CEP 91.330-002 Porto Alegre/RS, Brazil. +55 (51) 3591 1122 / Branch line: 3941. E-mail: magnusr@unisinos.br. <https://orcid.org/0000-0002-2240-524X>

OPTIMIZING CAPITAL ALLOCATION: BANKING SECTOR ANALYSIS THROUGH THE RAROC MODEL

ABSTRACT

The Basel Accords have increasingly required financial institutions to allocate more and higher-quality capital to cover unexpected losses. As a result, choosing to allocate capital to one product over another poses a significant trade-off for managers, underscoring the need for robust decision-making tools that incorporate risk to maximize returns. This paper proposes an empirical approach to serve as an internal model for calculating economic capital, utilizing the RAROC (Risk-Adjusted Return on Capital) methodology to analyze its impact on the profitability of a bank's credit portfolio, which is segmented by credit product. Moreover, it compares these findings with those derived from standardized regulatory capital models. The dataset used in this analysis, provided by a financial institution, covers its two core business products—Payroll-linked loans and Working Capital loans—from January 2011 to June 2019. For the internal model, we employed Value at Risk (VaR) models with Monte Carlo Simulations. The results show that Payroll-linked loans outperform Working Capital loans in terms of RAROC, whether regulatory or economic capital is used, making them a more attractive option for capital investment. Additionally, the adoption of the proposed internal models would significantly enhance the RAROC for Payroll-linked loans, increasing from 5.76% to 38.37% as of June 2019, thereby improving capital optimization. In conclusion, the overall tests indicate that the proposed models performed well and could be effectively employed by financial institutions, offering innovative insights that contribute substantially to strategic, risk-focused management.

Keywords: Finance. Risk-Adjusted Return. RAROC. Value At Risk. Economic Capital.

1 INTRODUÇÃO

A função principal de um banco comercial é atuar como intermediário financeiro entre tomadores e credores, predominantemente utilizando capital de terceiros em suas operações de crédito. Como consequência, as instituições financeiras geralmente operam com maiores índices de alavancagem em comparação com outros setores (Marinho & de Castro, 2018). Essas instituições estão expostas a diversos tipos de riscos, incluindo risco de taxa de juros, mercado, câmbio, crédito e operacional, entre outros. Saunders (2000) observou que tais riscos podem, eventualmente, levar à insolvência bancária.

Em resposta a esses desafios, os líderes dos principais bancos centrais globalmente estabeleceram o Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS), responsável por supervisionar e regulamentar as instituições financeiras. O BCBS também recomenda medidas voltadas para garantir a estabilidade e solidez dessas instituições, com o objetivo de promover a estabilidade financeira internacional, incluindo a definição de requisitos mínimos de capital (BCBS, 2014).

Os Acordos de Basileia (I, II e III) impuseram progressivamente requisitos de capital mais rigorosos para as instituições financeiras, tanto em termos de

quantidade quanto de qualidade, com o objetivo de cobrir perdas inesperadas, especialmente em relação ao risco de crédito. Como resultado, a alocação de capital para produtos específicos tornou-se um desafio crítico para a tomada de decisão dos gestores. Além disso, desde a introdução do Basileia II, os bancos foram incentivados a desenvolver modelos internos para o cálculo de capital. Esses modelos são considerados mais sofisticados que as abordagens padronizadas e mais alinhados aos riscos específicos de cada instituição. No entanto, no contexto do risco de crédito, é importante destacar que a maioria dos bancos brasileiros e latino-americanos ainda depende principalmente de modelos padronizados, o que reforça a importância do desenvolvimento de metodologias para calcular o capital econômico com modelos internos, especialmente para risco de crédito.

Nesse ambiente cada vez mais competitivo, as instituições financeiras precisam utilizar ferramentas robustas para a gestão de portfólios. Uma dessas ferramentas, que ganhou relevância, é o Retorno Ajustado ao Risco sobre o Capital (RAROC). Desenvolvido originalmente na década de 1970 pelo Bankers Trust, o RAROC recentemente alcançou amplo reconhecimento e adoção entre as instituições financeiras. Ao utilizar o RAROC, as instituições obtêm uma visão mais clara de seus investimentos, uma vez que essa métrica considera tanto os riscos esperados quanto os inesperados, em contraste com outras medidas, como o Retorno sobre o Patrimônio (ROE), que avalia apenas as perdas esperadas.

Embora os modelos de RAROC sejam amplamente utilizados e examinados na literatura, sua principal aplicação tem se concentrado na avaliação comparativa de bancos em nível macro, muitas vezes sem aprofundar-se na análise de portfólios específicos (Castro Junior, 2011; Lima et al., 2014; Klaassen & van Eeghen, 2015; Assis, 2017; Ding et al., 2018). Este estudo propõe uma abordagem inovadora, que pode ser adaptada para comparações entre portfólios dentro de uma mesma instituição, possibilitando o ranqueamento dos produtos com base em seu retorno sobre o capital. Isso facilita a gestão ativa do portfólio e auxilia os gestores a priorizar operações que agreguem maior valor à instituição.

Além disso, a metodologia do RAROC oferece insights valiosos ao comparar os resultados obtidos com diferentes métodos de cálculo de capital, sejam eles modelos padronizados ou internos. Assim, este estudo propõe uma abordagem empírica para ser utilizada como um modelo interno de cálculo do capital econômico, com comparações em relação ao capital regulatório. Para essa metodologia, foram aplicados modelos de Valor em Risco (VaR) em conjunto com simulações de Monte Carlo.

A metodologia proposta pode ser utilizada por diferentes partes interessadas — tanto por instituições financeiras, que buscam aprimorar a gestão de riscos e melhorar os processos de tomada de decisão, quanto por reguladores, que visam avaliar o risco no setor bancário e no sistema financeiro mais amplo. Além disso, o estudo possui relevância acadêmica, ao abordar uma lacuna na literatura relacionada à aplicação do modelo RAROC desagregado por produto, e ao sugerir uma abordagem simplificada para o cálculo de modelos internos para risco de crédito.

Os resultados indicam que os empréstimos consignados apresentam um desempenho superior em termos de RAROC em comparação com os empréstimos de capital de giro, tornando-se uma opção mais atrativa para a alocação de capital. A adoção dos modelos internos sugeridos elevaria significativamente o RAROC para os empréstimos consignados, melhorando a eficiência na alocação de capital. De modo geral, os modelos propostos mostraram-se eficazes para as instituições financeiras e oferecem insights valiosos para uma gestão focada em risco.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

O risco é definido como a probabilidade de perda, e os modelos de gestão de risco devem incorporar e prever de forma eficaz as perdas potenciais. Nas instituições financeiras, o risco envolve dois tipos de perdas: esperadas e inesperadas (Zaik et al., 1996). As perdas esperadas são aquelas que as instituições antecipam com base nos níveis de risco de suas operações e são consideradas uma parte inerente das atividades empresariais. Portanto, como enfatiza Marshall (2001), a receita da instituição deve ser suficiente, no mínimo, para cobrir essas perdas. Consequentemente, os bancos são obrigados a contabilizar essas perdas esperadas em seus balanços, registrando-as como Provisão para Perdas em Empréstimos e Arrendamentos (ALLL, na sigla em inglês), um redutor do ativo.

Por outro lado, as perdas inesperadas representam as perdas máximas potenciais que podem ocorrer além das perdas esperadas já provisionadas. Para gerir esses riscos, os bancos devem manter capital próprio (patrimônio) adequado para absorver essas perdas imprevistas (Carvalho et al., 2018).

Diante desses riscos, as regulamentações financeiras exigem que os bancos mantenham reservas mínimas de capital, especialmente para cobrir perdas inesperadas associadas ao risco de crédito. O objetivo é garantir que os bancos possuam capital suficiente para suportar eventuais perdas, preservando assim a estabilidade do sistema financeiro global, conforme estabelecido pelo Comitê de Supervisão Bancária de Basileia (BCBS, 2014). O nível de capital exigido está diretamente relacionado à exposição ao risco da instituição, reforçando a importância de práticas sólidas de gestão de risco.

Para determinar o capital necessário para risco de crédito, o Comitê de Basileia estabeleceu três metodologias: (i) a Abordagem Padronizada (SA), (ii) a Abordagem Interna Simplificada (FIRD) e (iii) a Abordagem Interna Avançada (AIRB). No Brasil, apenas a Abordagem Padronizada é utilizada atualmente para risco de crédito. Essa abordagem consiste em regras definidas pelas autoridades reguladoras, nas quais os requisitos de capital são calculados aplicando um peso de risco sobre os saldos líquidos das provisões (ou seja, o saldo das operações menos as provisões realizadas). Esse cálculo resulta nos Ativos Ponderados pelo Risco (RWA), e o capital exigido é uma porcentagem fixa dos RWA. O capital regulatório serve como o montante mínimo necessário para enfrentar os riscos, garantindo a solvência da instituição e protegendo os interesses dos acionistas e de terceiros.

No entanto, como os modelos SA são padronizados para todos os bancos, eles podem não refletir adequadamente os perfis de risco específicos de cada instituição. Por essa razão, tanto o Banco Central quanto o Comitê de Basileia (particularmente desde Basileia II) incentivam os bancos a desenvolverem modelos internos para o cálculo de capital. Assim, desde a década de 1990, os bancos vêm implementando diversos modelos internos para mensurar seus riscos de forma mais precisa e determinar o patrimônio necessário para absorver perdas inesperadas (Lopez & Saidenberg, 2000). Entre os modelos internos mais conhecidos estão o CreditMetrics do JP Morgan, o CreditRisk+ do Credit Suisse, e o Credit Monitor da KMV, que incorporam diversas fontes de informação, como indicadores macroeconômicos e valores de mercado. No entanto, esses modelos apresentam limitações, principalmente no acesso a dados abrangentes, o que dificulta projeções de longo prazo (Jarrow & Turnbull, 2000).

Os modelos internos refletem o conceito de capital econômico, que difere do capital regulatório exigido pelas autoridades financeiras. Embora ambos os conceitos tenham como objetivo medir o capital necessário para cobrir perdas inesperadas, os modelos internos, ao considerarem as características específicas de cada instituição, geralmente conseguem capturar melhor os riscos individuais enfrentados por cada banco.

Essa distinção é importante porque os requisitos de capital regulatório frequentemente excedem o montante de capital necessário sob a perspectiva econômica. Assim, a adoção de modelos internos pode reduzir os encargos de capital, melhorando a rentabilidade e aumentando a competitividade (Allen et al., 2004). A comparação apresentada neste estudo incentiva as instituições financeiras a investirem em tecnologias avançadas de gestão de riscos, aproveitando os benefícios oferecidos pelos modelos internos.

Os Acordos de Basileia (I, II e III) reforçam a importância da gestão de riscos, ao aumentar progressivamente tanto a quantidade quanto a qualidade do capital exigido. Nesse contexto, a metodologia de Retorno Ajustado ao Risco sobre o Capital (RAROC) ganhou destaque tanto no Brasil quanto globalmente. O RAROC mede o retorno financeiro gerado por uma carteira de crédito em relação ao capital necessário para suportar os riscos associados a essa carteira. Embora tenha sido desenvolvido na década de 1970 pelo Bankers Trust, o RAROC só recentemente passou a ser amplamente adotado pelas instituições financeiras, especialmente no Brasil (Carollo, 2008; Enomoto, 2002). Ao utilizar o RAROC, as instituições obtêm uma visão mais clara de seus investimentos, pois o retorno é ponderado tanto pelos riscos esperados quanto pelos inesperados, oferecendo uma perspectiva mais abrangente do que outras métricas tradicionais, como o Retorno sobre o Patrimônio (ROE)³.

A fórmula padrão do RAROC, desenvolvida pelo Bankers Trust, é expressa da seguinte forma:

³ O Retorno sobre o Patrimônio (ROE) é a métrica mais amplamente utilizada para avaliar o desempenho das instituições financeiras atualmente. No entanto, ele é calculado dividindo o lucro líquido do período pelo patrimônio, considerando apenas as perdas esperadas.

$$RAROC = \frac{Profit}{Capital} \quad (1)$$

onde o lucro reflete a rentabilidade geral da operação, abrangendo todas as receitas dos produtos menos os custos relacionados, incluindo as despesas de provisão. O capital se refere ao capital do investidor, representando o montante de patrimônio que o banco deve alocar para absorver perdas inesperadas. Consequentemente, esse indicador reflete o retorno gerado por uma dada operação em proporção ao capital necessário (Bastos, 2000).

Uma vez estimados esses componentes, o cálculo do RAROC torna-se simples, conforme apresentado na Equação (1). O resultado fornece uma medida precisa do lucro que compensa os acionistas pelo investimento de capital e garante a sustentabilidade de longo prazo da instituição (Zaik et al., 1996). Embora a fórmula seja relativamente simples, surgiram diversas abordagens para calcular seus componentes ao longo do tempo, impulsionadas por avanços nas técnicas de gestão de riscos desde a introdução do modelo RAROC na década de 1970.

De acordo com Securato (2012), a fórmula original desenvolvida pelo Bankers Trust media o capital — o denominador da equação — como o capital regulatório exigido pelas autoridades financeiras. No entanto, uma versão mais recente, desenvolvida pelo Bank of America e atualmente amplamente adotada por instituições financeiras, redefine o capital como capital econômico ajustado ao risco, calculado por meio de modelos internos das instituições, geralmente com base na metodologia de Valor em Risco (VaR). Esse método estima a perda potencial máxima que uma carteira pode incorrer, e o capital econômico é definido como o valor necessário para cobrir as perdas inesperadas, considerando um nível de confiança estatístico e um horizonte de tempo específico. Seguindo a abordagem do Bank of America, diversos autores, como Saunders (2000), Smithson e Hayt (2001), Kraus (2013) e Prokopcuk, Rachev e Trück (2004), também defenderam essa mudança, argumentando que o denominador deve refletir o capital econômico em vez do capital regulatório.

Stoughton e Zechner (2007) contribuíram ainda mais para a literatura ao apresentar um modelo teórico para a aplicação do RAROC em instituições onde a emissão de patrimônio é infrequente, mas o capital de dívida permanece prontamente acessível. O trabalho deles explora os fundamentos econômicos dos mecanismos de orçamento de capital, particularmente o RAROC e o Economic Value Added (EVA), demonstrando o alinhamento desses modelos com princípios econômicos mais amplos dentro de uma estrutura teórica.

Com base nessa fundamentação, a metodologia proposta neste trabalho complementa o modelo teórico de Stoughton e Zechner (2007) ao fornecer uma abordagem empírica. Utilizando dados reais de uma instituição financeira brasileira, validamos esses conceitos em um contexto prático. Especificamente, nossa metodologia aplica o modelo RAROC para comparar os resultados obtidos por dois métodos distintos de cálculo de capital: modelos regulatórios padronizados e modelos internos, como discutido por Securato (2012), Saunders (2000), Smithson e Hayt (2001), Kraus (2013) e Prokopcuk, Rachev e Trück (2004).

Nosso foco principal está no risco de crédito, uma vez que esse continua sendo o risco mais relevante para os bancos no Brasil e na América Latina, onde os modelos padronizados ainda predominam. A comparação entre esses métodos oferece insights práticos sobre como as instituições financeiras podem aprimorar sua gestão de capital e otimizar os retornos ajustados ao risco.

3 METODOLOGIA

O conjunto de dados utilizado neste estudo foi fornecido por uma instituição financeira e contém informações sobre seus dois principais produtos de negócios⁴: empréstimos consignados e empréstimos de capital de giro. Juntos, esses produtos representam 40% do portfólio total do banco e 20% de seus ativos totais. Os dados são reportados mensalmente, abrangendo o período de janeiro de 2011 a junho de 2019. As variáveis incluídas no conjunto de dados são: Data, Produto, Saldo, Saldo de Inadimplência (NPL), Provisão para Perdas de Crédito (PCL), Taxa de Juros, Capital Alocado, Custos Administrativos, Índice de Ativos e Baixas à prejuízo (Write-off). A Figura 6 e a Tabela 3 no Apêndice apresentam representações gráficas, além de estatísticas descritivas detalhadas para todas as variáveis.

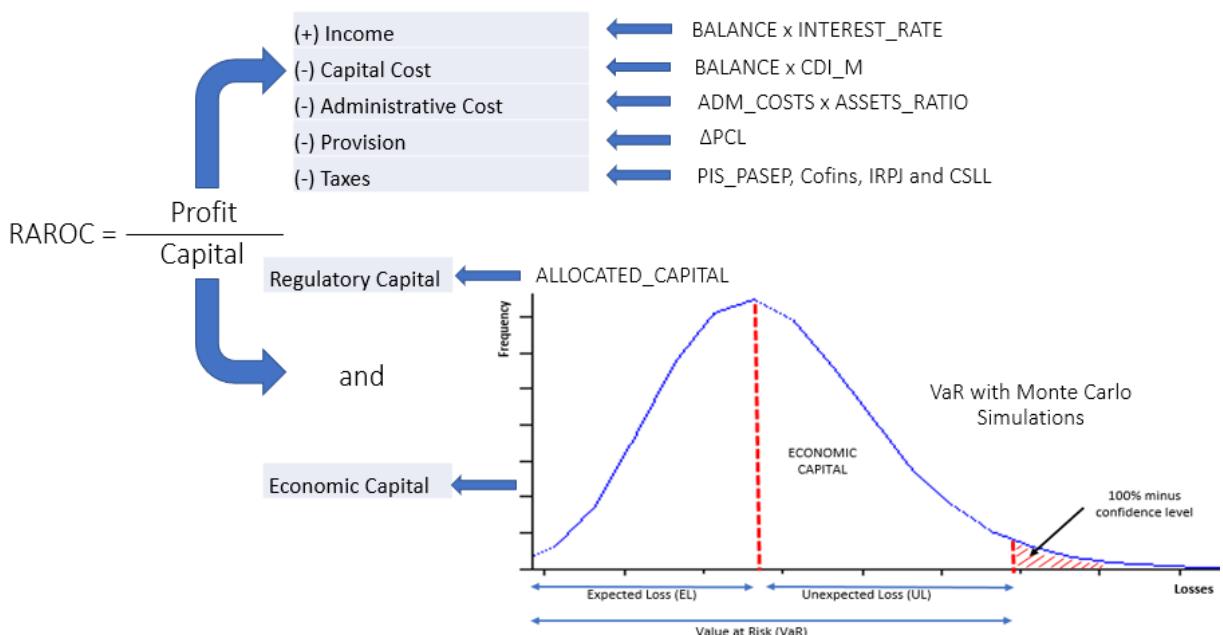


Figura 1 – Modelo RAROC proposto
Fonte: Elaborado pelos autores.

Para alcançar os objetivos deste estudo, utilizamos procedimentos estatísticos e matemáticos para gerar inferências com base na amostra selecionada, empregando o R versão 3.6.1 com RStudio versão 1.1.338. A metodologia é dividida em duas partes principais. Primeiro, propomos uma estrutura para o cálculo de cada variável do modelo RAROC, estratificada por produto. Em seguida, introduzimos uma abordagem simplificada para calcular

⁴ Os valores reais foram multiplicados por uma constante não divulgada para garantir a confidencialidade. Esse ajuste não afeta o modelo RAROC, uma vez que ele é expresso como uma percentagem do capital.

um modelo interno e estimar o capital econômico. A Figura 1 apresenta um diagrama que resume a metodologia proposta. O resultado desse processo fornece um retorno ajustado ao risco para cada produto, permitindo uma comparação sob as perspectivas de capital regulatório e capital econômico, com foco em junho de 2019. As próximas seções apresentam mais detalhes sobre cada parte da metodologia.

3.1 Cálculo das Variáveis do RAROC para cada Produto

Nesta etapa, propomos procedimentos matemáticos simplificados para calcular as variáveis do RAROC para cada produto, utilizando os dados disponíveis no conjunto de dados. A receita de intermediação financeira corresponde aos juros obtidos pelo banco sobre os empréstimos concedidos. Essa receita pode ser calculada multiplicando a taxa de juros do empréstimo pelo saldo das operações (Kong et al., 2017), representando a principal fonte de receita do banco. Conforme mostrado na Equação (2), essa receita aumenta proporcionalmente com o aumento do Saldo ou da Taxa de Juros.

$$\text{Income}_t = \text{BALANCE}_t * \text{INTEREST_RATE}_t \quad (2)$$

Por outro lado, o Custo de Capital representa a despesa mais significativa para uma instituição financeira, pois reflete os juros pagos aos depositantes. Esse custo corresponde ao capital utilizado pelo banco para conceder empréstimos, comumente referido como funding. De acordo com o Relatório de Economia Bancária publicado pelo Banco Central do Brasil (BACEN, 2018), os custos de funding estão fortemente ligados à taxa CDI (Certificado de Depósito Interbancário), que serve como referência para o custo médio de captação das instituições financeiras. Portanto, conforme descrito na Equação (3), o Custo de Capital é calculado como o produto entre o Saldo e a taxa CDI.

$$\text{Capital_Cost}_t = \text{BALANCE}_t * \text{CDI_M}_t \quad (3)$$

Os Custos Administrativos englobam todas as despesas associadas à estrutura organizacional da instituição, incluindo salários, processamento de dados, comunicações e aluguel, que são essenciais para dar suporte às operações do banco (Brugnera & Gientorski, 1998). A variável ADM_COST reflete o total das despesas administrativas de toda a instituição, exigindo uma rateio para alocar esses custos proporcionalmente entre os produtos individuais. Esse rateio foi realizado com base na participação que o saldo de cada produto representa em relação aos ativos totais do banco (capturada pela variável Índice de Ativos). Assim, os Custos Administrativos atribuídos a cada produto são calculados da seguinte forma:

$$\text{Administrative_Cost}_t = \text{ADM_COST}_t * \text{ASSETS_RATIO}_t \quad (4)$$

Para os Custos de Provisão, o conjunto de dados fornece apenas o saldo da Provisão para Perda de Crédito (PCL), exigindo um ajuste para obter o custo relevante. Para calcular os Custos de Provisão, consideramos o fluxo de provisão, que reflete a variação no saldo da PCL ao longo do mês, conforme demonstrado na Equação (5).

$$\text{Provision_Cost}_t = \text{PCL}_t - \text{PCL}_{t-1} \quad (5)$$

Por fim, os tributos são calculados de acordo com as normas da Receita Federal do Brasil (RFB) e seguem duas regras distintas, com base na base de cálculo: lucro ou receita. As instituições financeiras no Brasil estão sujeitas a quatro tributos principais: Imposto de Renda Pessoa Jurídica (IRPJ), Contribuição Social sobre o Lucro Líquido (CSLL), Contribuição para o Financiamento da Seguridade Social (Cofins) e contribuições sociais ao Programa de Integração Social (PIS) e ao Programa de Formação do Patrimônio do Servidor Público (Pasep). As alíquotas correspondentes são 25%, 15%, 0,65% e 4%, respectivamente. O IRPJ e a CSLL incidem sobre o lucro, enquanto o PIS/Pasep e a Cofins são calculados sobre a receita. Assim, são utilizadas duas equações distintas (Equações 6 e 7) para calcular os tributos aplicáveis.

$$\text{Revenue_Tax}_t = (\text{Income}_t - \text{Capital_Cost}_t) * (\text{PIS_PASEP} + \text{Cofins}) \quad (6)$$

$$\text{Profit_Tax}_t = (\text{Income}_t - \text{Capital_Cost}_t - \text{Revenue_Tax}_t - \text{Administrative_Cost}_t - \text{Provision_Cost}_t) * (\text{IRPJ} + \text{CSLL}) \quad (7)$$

Com todas as variáveis definidas, o lucro líquido (numerador da Equação 1) pode ser calculado para cada produto. Dividindo o lucro líquido pelo capital correspondente — seja ele Regulatório ou Econômico — é possível determinar o RAROC para cada produto.

3.2 Cálculo do Capital Requerido

A base de dados fornece o capital regulatório, que reflete o capital calculado de acordo com as diretrizes regulatórias, conforme descrito na Seção 2. Para o cálculo do capital econômico, propomos uma abordagem baseada no Valor em Risco (VaR), utilizando simulações de Monte Carlo como um modelo interno simplificado. Conforme descrito por Gilli e Kellezi (2006) e Jorion (2007), a metodologia VaR estima o montante de capital necessário para cobrir potenciais perdas da carteira ao longo de um horizonte de tempo especificado, com um determinado nível de confiança estatística. Seguindo os trabalhos de Magnou (2018) e Oppong, Asamoah e Oppong (2016), a fórmula geral do VaR é expressa da seguinte forma:

$$\text{VaR}_\alpha = [F^{-1}(1-\alpha) - \mu] * \sqrt{h}, \quad \alpha \in (0,1) \quad (8)$$

Assumindo uma variável aleatória X com distribuição contínua F, F^{-1} é definida como a inversa da distribuição F, α é o nível de confiança, μ é a média da distribuição e h é o horizonte considerado. Assim, o VaR_α pode ser definido como a diferença entre o quantil $(1-\alpha)$ da distribuição F menos a média (μ), multiplicada pela raiz quadrada do horizonte considerado (h). Segundo a abordagem do Acordo de Basileia II, o nível de confiança (α) é estabelecido em 0,1% e o horizonte de tempo (h) em um ano. A média é calculada como o primeiro momento da distribuição e é subtraída do valor do VaR porque representa a perda esperada já coberta pela provisão. Portanto, o VaR estimado aqui mede o capital suficiente para cobrir, com 99,9% de confiança, as perdas de uma carteira ao longo de um período de um ano. Esse capital é considerado o capital econômico ajustado ao risco de cada produto.

O VaR também pode ser determinado como a volatilidade em torno da perda esperada média projetada, refletindo a possibilidade de perdas em

situações adversas, para as quais as instituições devem possuir capital próprio suficiente a fim de não comprometer sua operação e garantir a continuidade dos negócios. A Figura 2 ilustra essa situação. Dada uma distribuição de perdas gerada pelo VaR, essas perdas podem ser divididas em perda esperada (que representa a provisão) e perda inesperada (que representa o capital necessário).

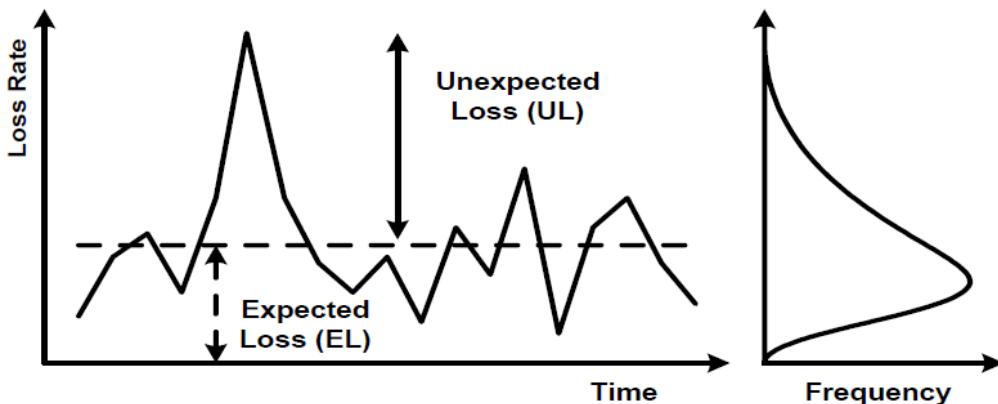


Figura 2 – Valor em Risco (VaR)

Fonte: BCBS (2005).

Com base em Jorion (2005) e Bessis (2011), existem dois tipos principais de modelos de VaR: paramétricos e não paramétricos. A abordagem paramétrica assume que os fatores de risco seguem uma distribuição normal, permitindo que o VaR seja calculado como um quantil da distribuição em um dado nível de confiança (α), utilizando as volatilidades e correlações entre as variáveis. Embora essa metodologia seja simples, ela pode não captar desvios das suposições subjacentes, uma vez que os retornos dos fatores de risco nem sempre seguem uma distribuição normal, e os retornos das carteiras podem não ser funções lineares desses riscos.

Por outro lado, os modelos não paramétricos não assumem a priori que o risco segue uma distribuição normal. Em vez disso, o VaR é calculado por meio de simulações que geram uma ampla gama de cenários de risco potenciais. Dentro dos modelos não paramétricos, há duas abordagens principais: Simulações Históricas e Simulações de Monte Carlo. As simulações históricas utilizam dados passados para estimar a distribuição de perdas, assumindo que a distribuição histórica permanecerá estável. Em comparação, as simulações de Monte Carlo geram inúmeros cenários aleatórios, criando um conjunto virtualmente ilimitado de resultados potenciais e mitigando as limitações dos dados históricos.

Este estudo adota a abordagem não paramétrica de VaR com simulações de Monte Carlo, seguindo as metodologias de Dowd (1998) e Oppong et al. (2016). O processo envolve várias etapas: (i) estimativa dos parâmetros de uma distribuição teórica conhecida, (ii) aplicação de testes estatísticos para identificar a distribuição que melhor se ajusta aos dados, (iii) geração de valores aleatórios com base nos parâmetros estimados e (iv) cálculo das medidas de risco a partir dos resultados simulados.

Adicionalmente, como destacado por Allen, Boudoukh e Saunders (2004), algumas suposições são necessárias para garantir a viabilidade dos cálculos de VaR. A primeira suposição é a estacionariedade, o que significa que a

probabilidade de uma variação de, por exemplo, 1% nas perdas é constante ao longo do tempo. A segunda suposição é a não negatividade, garantindo que as perdas não possam assumir valores negativos. A terceira e mais crítica suposição está relacionada à distribuição da variável — a precisão da distribuição selecionada é fundamental, pois a simulação depende de seus parâmetros. Uma distribuição incorreta pode levar à subestimação dos riscos e a resultados pouco confiáveis.

4 RESULTADOS EMPÍRICOS E DISCUSSÃO

Após calcular as variáveis do RAROC, estimamos o lucro e computamos o RAROC Regulatório para cada produto. Esse cálculo foi realizado utilizando dados do período mais recente disponível no conjunto de dados — junho de 2019. Nesse período, o lucro totalizou R\$ 117,60 milhões para os empréstimos consignados e R\$ 52,79 milhões para os empréstimos de capital de giro (Tabela 1). Ao dividir o lucro pelo respectivo Capital Regulatório, obtivemos o RAROC Regulatório para ambos os produtos. Os resultados indicam que, embora os empréstimos de capital de giro tenham gerado um lucro relativamente maior, os empréstimos consignados apresentaram um RAROC superior, tornando-os uma opção mais atrativa para alocação de capital. Essa constatação ressalta a importância de avaliar o lucro em relação ao capital empregado.

Tabela 1

Lucro e RAROC Regulatório

RAROC Variables	Payroll-linked	Working Capital
1 - Income	478.49	108.24
2 - Capital Cost	137.19	54.75
3 - Administrative Cost	42.93	17.13
4 - Provision	86.49	-54.11
5 - Taxes	94.27	37.68
6 - Profit (1 - (2 + 3 + 4 + 5))	117.60	52.79
7 - Capital (Regulatory)	2,041.63	1,094.34
8 - Regulatory RAROC (6/7)	5.76%	4.82%

Nota: R\$ milhões.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Para calcular o capital econômico utilizando o modelo de VaR, o primeiro passo envolveu a estimativa dos parâmetros de uma curva de distribuição teórica adequada que se ajustasse aos dados. Essa etapa é crucial, uma vez que as simulações de Monte Carlo dependem desses parâmetros para gerar uma série de potenciais resultados. Cada curva de distribuição teórica possui parâmetros distintos, funções geradoras de momentos e características, como diferentes medidas de dispersão, tendência central e forma. Esses fatores influenciam a capacidade do modelo de representar com precisão os dados subjacentes. Neste estudo, os dados de baixas à prejuízo (write-off) para cada produto foram utilizados para representar as perdas.⁵

⁵ Existem várias abordagens para implementar simulações de Monte Carlo. No entanto, seguindo a metodologia delineada por Brito e Assaf Neto (2008), quando os dados disponíveis abrangem um longo período e oferecem uma representação equilibrada tanto de empréstimos em dia quanto de empréstimos inadimplentes, o risco de crédito da carteira

A primeira suposição testada foi a estacionariedade. De acordo com os testes Augmented Dickey-Fuller (ADF) e Phillips-Perron (PP), as variáveis de baixas à prejuízo para ambos os produtos foram consideradas estacionárias em nível (ver Tabela 4 no Apêndice). A segunda suposição, a não negatividade, é inherentemente satisfeita, uma vez que a variável definida pelo banco para representar as perdas é, por definição, não negativa.

Com as variáveis confirmadas como estacionárias e não negativas, o próximo passo envolveu a estimativa dos parâmetros desconhecidos. Neste estudo, aplicamos o método de Estimativa de Máxima Verossimilhança (MLE) para estimar os parâmetros e substituímos a função pela função de densidade de probabilidade de uma curva de distribuição conhecida.⁶ Como a distribuição apropriada para os dados não é conhecida a priori, testamos quatro distribuições candidatas: Normal, Lognormal, Weibull e Gamma. Os parâmetros estimados para cada distribuição estão relatados na Tabela 5 (Apêndice).

Com base nos parâmetros estimados, as curvas de distribuição teórica foram geradas. A Figura 3 apresenta os histogramas dos dados de baixas à prejuízo e ilustra como as curvas de distribuição ajustadas se alinham com os dados observados. Embora a inspeção visual permita uma avaliação preliminar de qual distribuição pode melhor se ajustar aos dados, técnicas de inferência estatística são necessárias para confirmar a adequação dessas distribuições e identificar a melhor opção quando várias distribuições parecem aplicáveis.

Para esse propósito, empregamos o teste Kolmogorov-Smirnov (KS), um método escolhido por sua simplicidade e facilidade de interpretação.⁷ Os resultados são apresentados na Tabela 6 (Apêndice). Para os empréstimos consignados, apenas a distribuição Lognormal foi aceita com base no p-valor. No caso dos empréstimos de capital de giro, três distribuições — Lognormal, Weibull e Gamma — foram aceitas. No entanto, utilizando a estatística D como critério de seleção, a distribuição Lognormal foi identificada como a melhor opção.

Uma vez que a distribuição é ajustada, o passo final envolve a geração de uma série de números aleatórios com base nos parâmetros da distribuição de probabilidade selecionada. Seguindo a metodologia delineada por Oppong, Asamoah e Oppong (2016), um número específico de cenários é gerado, com cada cenário repetido um determinado número de vezes. Neste estudo, geramos 100 cenários para cada série, com 10.000 amostras por cenário, resultando em 1.000.000 de valores de perda possíveis para cada produto. Esse processo cria

pode ser medido diretamente utilizando a distribuição histórica de perdas. Essa é a abordagem adotada neste estudo.

⁶ De acordo com Kececioglu (2002), vários métodos podem ser utilizados para a estimativa de parâmetros, sendo os mais comuns: mínimos quadrados ordinários (OLS), estimativa por correspondência de momentos (MME) e estimativa de máxima verossimilhança (MLE). Para uma discussão mais abrangente sobre esse tópico, Fernandes (2013) oferece insights valiosos.

⁷ De acordo com Abd-Elfattah (2011), quatro testes estatísticos principais são comumente utilizados para validar o ajuste de distribuições estatísticas: Cramer-Von Mises (CM), Anderson-Darling (AD), Qui-Quadrado (CS) e Kolmogorov-Smirnov (KS). O objetivo desses testes é avaliar a hipótese de que uma determinada amostra aleatória é extraída de uma população que segue uma distribuição especificada.

uma distribuição de perdas, a partir da qual as medidas de risco relevantes podem ser calculadas.

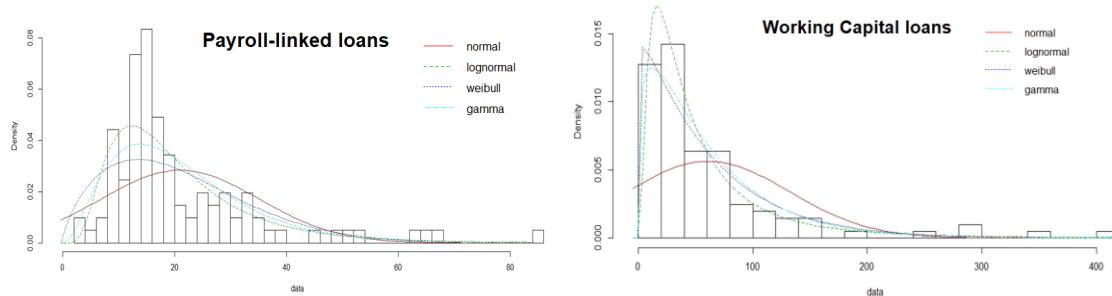


Figura 3 – Histograma e Distribuições Teóricas
Fonte: Elaborado pelos autores.

Mais especificamente, a Perda Esperada (EL) e a Perda Inesperada (UL) são derivadas da distribuição de perdas. Como discutido anteriormente, a EL corresponde ao primeiro momento da distribuição (média), enquanto a UL é definida como a diferença entre o VaR e a média, representando o capital econômico necessário para um período de um mês. A UL é então ajustada para um horizonte de um ano multiplicando-a pela raiz quadrada de 12. Esse cálculo fornece o montante de capital suficiente para cobrir potenciais perdas com um nível de confiança de 99,9% ao longo de um período de um ano, representando o capital econômico ajustado ao risco para cada produto. Os resultados são apresentados na Tabela 2.

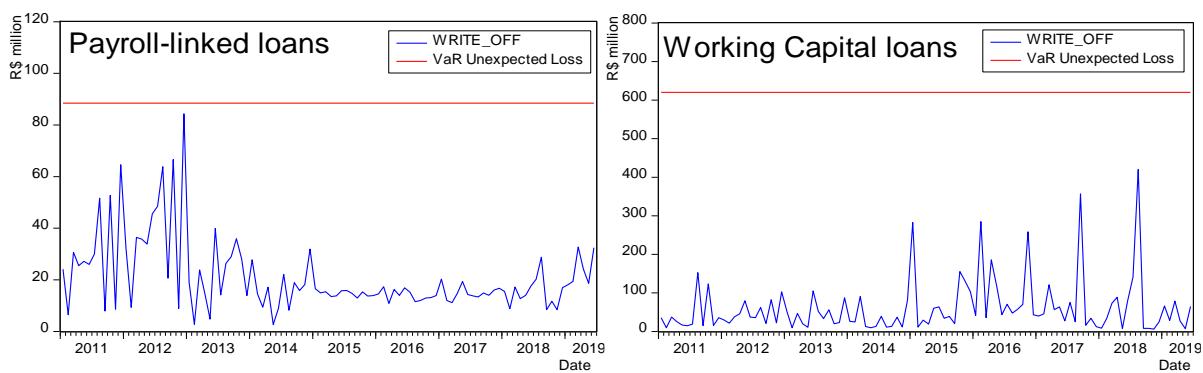
Tabela 2
Resultados do VaR

Produto	Mensal		Um ano	
	VaR _{99.9%}	Perda Inesperada	VaR _{99.9%}	Capital Econômico
Payroll-linked	109.41	88.47	379.01	306.47
Working Capital	680.08	620.25	2,355.88	2,148.62

Nota: R\$ milhões.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Por fim, uma vez que o VaR mede a perda máxima de uma carteira com um nível de confiança de 99,9%, uma análise crucial envolve avaliar se a Perda Inesperada (UL) calculada — a diferença entre o VaR e a média — cobre adequadamente todas as perdas observadas (write-off) durante o período em estudo. A Figura 4 ilustra essa comparação. Os gráficos indicam que a Perda Inesperada estimada pelo modelo VaR é suficiente para cobrir as perdas observadas para ambos os produtos ao longo do período histórico, confirmando a adequação dos valores calculados. Portanto, com base nos testes e resultados, pode-se concluir que o modelo VaR é apropriado para o conjunto de dados e que o capital econômico calculado reflete com precisão o montante necessário para gerenciar perdas potenciais.

**Figura 4** – Perdas Inesperadas e Baixas

Fonte: Elaborado pelos autores.

Com o capital econômico confirmado como apropriado, o passo final é estimar o RAROC Econômico utilizando os mesmos valores de lucro relatados na Tabela 1 e comparar os resultados com o RAROC Regulatório. Esse cálculo é novamente baseado nos dados mais recentes disponíveis: junho de 2019. Durante esse período, o lucro foi de R\$ 117,60 milhões para os empréstimos consignados e R\$ 52,79 milhões para os empréstimos de capital de giro. Ao dividir o lucro pelo respectivo Capital Econômico e Regulatório, obtemos o RAROC Econômico e o RAROC Regulatório para cada produto.

Os resultados indicam que os empréstimos consignados apresentam um RAROC superior aos empréstimos de capital de giro, independentemente de se aplicar o capital econômico ou regulatório, confirmando que os empréstimos consignados são uma opção mais atrativa para a alocação de capital. Além disso, a adoção do modelo interno proposto neste estudo aumentaria significativamente o RAROC para os empréstimos consignados, aprimorando ainda mais a otimização do capital. A Figura 5 fornece uma visão comparativa do Capital Econômico e Regulatório, bem como do RAROC correspondente para cada produto.

Com base nessas descobertas, é importante interpretar os resultados sob uma perspectiva estratégica. Embora o desempenho superior dos empréstimos consignados sugira que sejam um bom candidato para investimento de capital contínuo, os empréstimos de capital de giro ainda desempenham um papel essencial no portfólio de produtos do banco. A diversificação é uma consideração chave, uma vez que os bancos normalmente alocam capital em múltiplos produtos para reduzir o risco de concentração e manter um portfólio equilibrado. Assim, não seria prudente transferir todo o capital para os empréstimos consignados, apesar de seu RAROC mais elevado.

Ao comparar o RAROC regulatório e o RAROC econômico, o modelo interno proposto neste estudo gera retornos mais altos, especialmente para os empréstimos consignados. Embora o RAROC para os empréstimos de capital de giro diminua de 4,82% para 2,46%, o RAROC para os empréstimos consignados aumenta drasticamente de 5,76% para 38,37%. Como resultado, o retorno combinado de ambos os produtos sob o modelo interno sobe para 6,94%, em comparação com 5,43% sob o modelo regulatório — representando uma melhoria potencial de 27,73%. Além disso, o Capital Econômico calculado para ambos os produtos foi R\$ 680,88 milhões inferior ao Capital Regulatório, apoiando

Allen, Boudoukh e Saunders (2004) em seu argumento de que o capital regulatório tende a ser conservador e excede o capital econômico necessário.

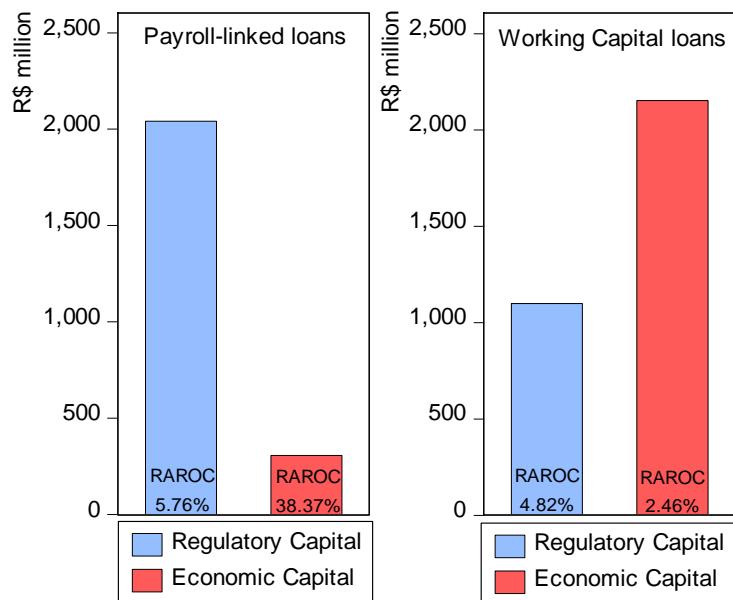


Figura 5 – Capital Regulatório versus Capital Econômico
Fonte: Elaborado pelos autores.

A principal vantagem de utilizar modelos internos reside em uma alocação de capital mais eficiente, permitindo que os bancos reduzam os encargos de capital e aumentem a rentabilidade. Dada a escassez de capital, uma melhor alocação possibilitaria aos gestores otimizar a tomada de decisões, resultando em retornos mais elevados sobre o capital alocado em comparação com os padrões regulatórios, aumentando assim a competitividade do banco. Além disso, a liberação de capital excedente poderia ser reinvestida em novos empréstimos, expandindo a base de clientes e gerando ainda mais retornos.

As diferenças observadas no capital econômico entre os dois produtos refletem suas características distintas, capturadas pelo modelo interno. Os empréstimos consignados apresentam taxas de inadimplência menores do que os empréstimos de capital de giro, resultando em perdas associadas menores. Em contraste, as taxas de inadimplência mais altas nos empréstimos de capital de giro levam a perdas maiores, influenciando o cálculo do capital econômico. Como o modelo visa cobrir as perdas inesperadas, produtos com perdas mais altas e voláteis exigem reservas de capital maiores. Por exemplo, a perda média para os empréstimos de capital de giro foi de R\$ 60,94 milhões, com um desvio padrão de R\$ 71,15 milhões, enquanto os empréstimos consignados apresentaram uma perda média de R\$ 20,99 milhões, com um desvio padrão de R\$ 14,14 milhões.

Por fim, é essencial destacar que os modelos internos são mais sofisticados e sensíveis às características únicas de cada produto, especialmente as taxas de inadimplência. Para obter uma compreensão mais abrangente do desempenho da metodologia, pesquisas futuras devem incluir uma gama mais ampla de produtos financeiros e estender a análise para um quadro dinâmico, uma vez que os resultados apresentados aqui são baseados apenas em uma análise de um único período.

5 CONCLUSÃO

Este estudo teve como objetivo analisar o retorno ajustado ao risco no setor bancário, estratificado por produto de crédito, e propor uma abordagem para medir as perdas inesperadas. Utilizando o modelo RAROC, os resultados apresentados aqui contribuem para a gestão estratégica e a otimização do capital com uma perspectiva focada em riscos, maximizando a análise de rentabilidade das operações de crédito nas instituições financeiras. Para alcançar esse objetivo, foi desenvolvida uma metodologia para adaptar o modelo RAROC à análise em nível de produto e propor uma abordagem para o cálculo de modelos internos de risco de crédito através de modelos de Valor em Risco (VaR) com simulações de Monte Carlo.

A metodologia proposta foi aplicada a dois produtos de crédito de uma instituição financeira. Os resultados demonstram que os empréstimos consignados apresentam um RAROC superior, tanto utilizando capital regulatório quanto o modelo interno (capital econômico), tornando-os uma opção mais atrativa para a alocação de capital em comparação aos empréstimos de capital de giro. Além disso, a adoção do modelo interno sugerido aumentaria significativamente o RAROC dos empréstimos consignados — de 5,76% para 38,37% em junho de 2019 — aprimorando o potencial de otimização de capital.

O Capital Econômico calculado para ambos os produtos totalizou R\$ 2,46 bilhões, o que representa R\$ 680,88 milhões, ou 27,73%, abaixo do Capital Regulatório, corroborando os achados de Allen, Boudoukh e Saunders (2004), que argumentam que o capital regulatório é frequentemente mais conservador do que o necessário economicamente. Isso reforça a principal vantagem dos modelos internos — a melhor alocação de capital — permitindo que os bancos reduzam os encargos de capital e aumentem a rentabilidade potencial. Esses achados também podem incentivar os gestores a adotarem modelos internos, que têm sido promovidos desde a introdução do Basileia II. Atualmente, os bancos que operam no Brasil dependem exclusivamente da Abordagem Padronizada (SA) para risco de crédito.

No entanto, é essencial reconhecer as limitações da metodologia de modelo interno proposta aqui. As instituições financeiras que buscam substituir modelos regulatórios por modelos internos para o capital de risco de crédito devem passar por um rigoroso processo de aprovação por parte das autoridades regulatórias. Esse processo exige a demonstração da robustez do modelo, a submissão de uma aplicação abrangente, a validação independente, o monitoramento contínuo e as revisões periódicas. Além disso, sob o Basileia III, as instituições que utilizam modelos internos são obrigadas a manter um Capital Mínimo, um nível mínimo de capital em relação aos modelos padronizados. Esse piso é tipicamente fixado em 72,5%, embora possa variar dependendo do perfil de risco dos ativos subjacentes. É importante notar que o modelo proposto neste estudo é simplificado e não busca capturar a complexidade total das características específicas de instituições individuais.

Nossos testes indicam que os modelos propostos apresentaram um bom desempenho, fornecendo insights inovadores e valiosos para a gestão

estratégica focada em riscos. No entanto, dada a complexidade da abordagem, algumas simplificações foram necessárias — como o foco em dois produtos bancários, que representam 40% do portfólio, e a realização dos cálculos do modelo com base em um único período de referência (junho de 2019). É importante reconhecer que os resultados poderiam variar se aplicados a diferentes produtos ou períodos.

Em conclusão, este estudo introduziu uma abordagem nova para a aplicação do modelo RAROC nas instituições financeiras, com resultados que demonstram desfechos satisfatórios e práticos. Essas descobertas oferecem potenciais aplicações para outros produtos ou instituições. Para pesquisas futuras, seria valioso analisar produtos de crédito adicionais além dos examinados aqui e expandir a metodologia para um quadro dinâmico. Isso seria especialmente relevante para produtos como hipotecas ou crédito rural, que envolvem contratos de longo prazo e fluxos de pagamento distintos. Além disso, a pesquisa futura visa implementar modelos de cópula para integrar os riscos de crédito, mercado e operacional, permitindo a exploração das interdependências de risco e promovendo uma gestão de risco mais abrangente e holística.

REFERÊNCIAS

- Abd-Elfattah, A. M. (2011). Goodness of fit test for the generalized Rayleigh distribution with unknown parameters. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 81(3), 357-366. DOI: <https://doi.org/10.1080/00949650903348155>
- Allen, L., Boudoukh, J., & Saunders, A. (2009). Understanding market, credit, and operational risk: the value at risk approach. John Wiley & Sons.
- Assis, J.S. (2017). Análise do RAROC utilizando modelo Dupont dos Bancos Privados listados na BM&FBovespa de 2010 a 2015. Master Degree Dissertation. Pontifícia Universidade Católica de São Paulo PUC-SP, São Paulo.
- BACEN – Central Bank of Brazil (Banco Central do Brasil). (2018). Concorrência no Sistema Financeiro. Brasília, 2018. https://www.bcb.gov.br/pec/depep/spread/REB_2018.pdf
- Bastos; N.T. (2000). Rentabilidade Ajustada ao Risco das Operações Bancárias de Crédito (RAROC). *Revista de Tecnologia de Crédito*, 7-20.
- BCBS – Basel Committee on Banking Supervision. (2014). A brief history of the Basel Committee. Bank for International Settlements. http://www.spaeth.ru/HS20152016/artikel_14.pdf
- _____. (2005). An Explanatory Note on the Basel II IRB Risk Weight Functions. Bank for International Settlements, 2005.
- Bessis, J. (2011). Risk management in banking. John Wiley & Sons.

- Brito, G. A. S., & Neto, A. A. (2008). Modelo de risco para carteiras de créditos corporativos. *Revista de Administração-RAUSP*, 43(3), 263-274. DOI: <https://doi.org/10.1590/S0080-21072008000300005>
- Brugnera, A.; Gientorski, L.C. (1998). Resultado Operacional da Atividade Bancária: uma abordagem gerencial. V Congresso Brasileiro de Gestão Estratégica de Custos, Fortaleza.
- Carollo, J.R. (2008). Conhecendo e aplicando o RAROC à política de crédito. *Revista Tecnologia de Crédito*, Serasa Experian, 66.
- Carvalho, J. A., Pereira, J. V., & Dantas, J. A. (2018). As instituições financeiras brasileiras usam a PCLD para gerenciamento de capital?. *Enfoque: Reflexão Contábil*, 37(2), 127-140. DOI: <https://doi.org/10.4025/enfoque.v37i2.34077>
- Castro Junior, S.C. (2011). Variações da metodologia de RAROC e sua utilização para cálculo do EVA: Aplicação feita em bancos brasileiros. Master Degree Dissertation. FEA-USP, Ribeirão Preto.
- Ding, X., Feng, Y., & Liang, G. (2018). Research on Performance Evaluation of Listed Companies in China Based on Factor Analysis and Cluster Analysis. *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, 220, 172–176.
- Dowd, K. (1998). Beyond value at risk: the new science of risk management (Vol. 96). John Wiley & Sons Limited.
- Enomoto, N. S. (2002). Uma contribuição à gestão do risco de crédito baseado no modelo Raroc-retorno ajustado ao risco de capital (Doctoral dissertation).
- Fernandes, F. D. S. (2013). Testes de ajuste a distribuições estatísticas e métodos para estimação dos parâmetros em análises de fiabilidade (Doctoral dissertation, Instituto Superior de Engenharia de Lisboa).
- Gilli, M., & Köllezi, E. (2006). An application of extreme value theory for measuring financial risk. *Computational Economics*, 27, 207-228. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10614-006-9025-7>
- Jarrow, R. A., & Turnbull, S. M. (2000). The intersection of market and credit risk. *Journal of Banking & Finance*, 24(1-2), 271-299.
- Jorion, P. (2007). Financial Risk Manager Handbook (Vol. 406). John Wiley & Sons.
- _____. (2007). Value at risk: the new benchmark for managing financial risk. The McGraw-Hill Companies, Inc.
- Kececioglu, D. (2002). Reliability and life testing handbook (Vol. 2). DEStech Publications, Inc.

- Klaassen, P.; Van Eeghen, I. (2015). Analyzing Bank Performance - Linking ROE, ROA and RAROC: U.S. commercial banks 1992-2014. *The Journal of Financial Perspectives*, 3, 2.
- Kong, J.; Li, J.; Ye, M. (2017). An Empirical Analysis of Loans Pricing of Commercial Banks for SMEs Bases on RAROC Model. *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, 101:1273–1277.
- Kraus, C. (2013). EVA/RAROC vs. MCEV earnings: A unification approach. *The Geneva Papers on Risk and Insurance-Issues and Practice*, pp. 38, 113–136.
- Lima, F.G.; Castro Junior, S.C.; Pimenta Junior, T.; Gaio, L.E. (2014). Performance of the different RAROC models and their relation with the creation of economic value: A study of the largest banks operating in Brazil. *Contaduria y Administracion*, 59:87–104.
- Lopez, J. A., & Saidenberg, M. R. (2000). Evaluating credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, 24(1-2), 151-165.
- Magnou, G. (2018). Modelling Credit Risk: The Loss Distribution of a Loan Portfolio. *COMPENDIUM*, 5(12), 77–90.
- Marinho, D. M., & de Castro, M. A. F. (2018). Análise Comparativa da Alavancagem do Setor Incorporador e o Acordo d Basileia III No Brasil (No.lares_2018_paper_101-marinho-castro). Latin American Real Estate Society (LARES).
- Marshall, C. (2001). Measuring and Managing Operational Risk in Financial Institutions. Singapore: John Wiley, 2001.
- Oppong, S. O., Asamoah, D., & Oppong, E. O. (2016, May). Value at risk: historical simulation or Monte Carlo simulation. In International Conference on Management, Communication and Technology (ICMCT), 4(1).
- Prokopczuk, M., Rachev, S. T., Schindlmayr, G., & Trück, S. (2007). Quantifying risk in the electricity business: A RAROC-based approach. *Energy Economics*, 29(5), 1033-1049.
- RFB – Brazilian Internal Revenue Service. (2019). Tributos Federais administrados pela Secretaria da Receita Federal do Brasil. <http://receita.economia.gov.br/acesso-rapido/tributos/>
- Saunders, A. (2000). Administração de instituições financeiras. trad. Antônio Zorato Sanvicente. São Paulo: Atlas.
- Securato, J. R. (2002). Crédito: análise e avaliação do risco-pessoas físicas e jurídicas. São Paulo: Saint Paul.

- Smithson, C., & Hayt, G. (2001). Optimizing the allocation of capital. *RMA Journal*, pp. 67–7.
- Stoughton, N. M., & Zechner, J. (2007). Optimal capital allocation using RAROC™ and EVA®. *Journal of Financial Intermediation*, 16(3), 312–342.
- Zaik, E., Walter, J., Retting, G., & James, C. (1996). RAROC at Bank of America: from theory to practice. *Journal of Applied Corporate Finance*, 9(2), 83–93. DOI: <https://doi.org/10.1111/j.1745-6622.1996.tb00117.x>

APÊNDICE

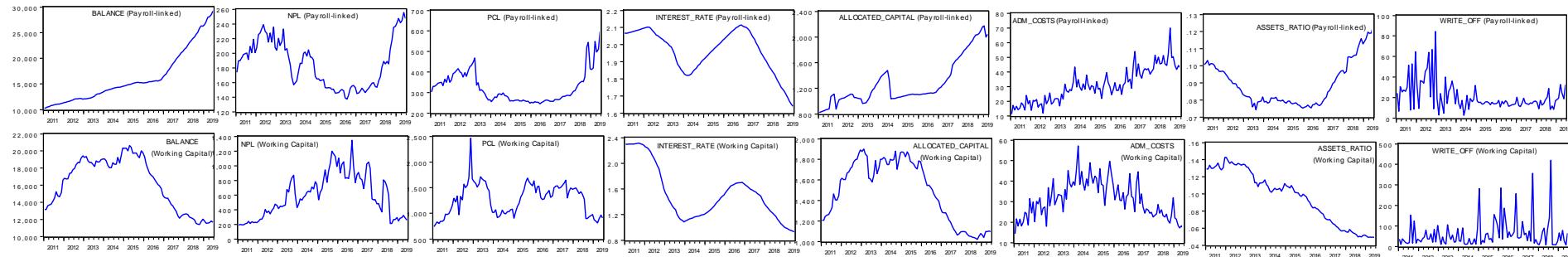


Figura 6 – Séries Macroeconômicas e Específicas do Banco

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 3

Detalhes e Estatísticas Descritivas das Variáveis

Variável	Descrição	Produto	Média	Desvio P.	Min	Máx	Assimetria	Curtose
BALANCE	Sum of the balance for each product at the reference date.	Payroll-linked	16.130,20	5.012,45	10.249,20	29.190,30	1,11	0,19
		Working Cap	16.232,15	2.982,35	11.400,10	20.641,90	-0,28	-1,45
NPL	Sum of Nonperforming Loans (credit operations in default for more than 90 days)	Payroll-linked	185,56	32,27	137,10	255,60	0,34	-1,09
		Working Cap	589,07	291,64	189,50	1.346,20	0,37	-0,85
PCL	Sum of Provision for Credit Losses balance, calculated by regulatory model (2.682/99).	Payroll-linked	325,43	77,78	245,20	597,60	1,34	1,49
		Working Cap	1.275,07	304,45	741,70	2.466,20	0,37	0,64
INTEREST RATE	Balance-weighted average interest rate for each product.	Payroll-linked	1,96	0,12	1,64	2,12	-0,77	-0,31
		Working Cap	1,52	0,42	0,93	2,31	0,69	-0,64
ALLOCATED CAPITAL	Sum of the Allocated Capital balance, calculated by the regulatory model.	Payroll-linked	1.277,57	354,60	824,00	2.173,50	1,15	0,18
		Working Cap	1.492,59	299,72	1.021,00	1.901,20	-0,26	-1,50
ADM COSTS	Sum of Administrative Costs at the reference date.	Payroll-linked	31,06	11,56	11,10	69,80	0,50	-0,04
		Working Cap	31,04	8,80	14,30	57,30	0,37	-0,40
ASSETS RATIO	Ratio of the balance to the total assets of the bank.	Payroll-linked	0,09	0,01	0,07	0,12	0,86	-0,30
		Working Cap	0,10	0,03	0,05	0,14	-0,23	-1,34
WRITE OFF	Sum of the NPL that was cleared from balance sheet.	Payroll-linked	20,99	14,14	2,70	84,30	2,08	5,14
		Working Cap	60,94	71,15	6,10	419,80	2,90	9,78

Nota: Estatísticas para o período entre janeiro de 2011 a junho de 2019 (102 observações). R\$ milhões.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 4
Testes de raiz unitária

Series	test	T-stat with intercept	T-stat with trend and intercept	T-stat with none	I
WRITE_OFF (Payroll-linked)	ADF	-2.6342*	-3.2938*	-0.984434	I(0)
	PP	-10.4358***	-11.1831***	-4.2111***	
WRITE_OFF (Working Capital)	ADF	-10.0036***	-10.2894***	-3.7343***	I(0)
	PP	-10.0036***	-10.3307***	-7.3346***	

Nota: *, **, *** Indicam a rejeição de H0 (há raiz unitária) ao nível de 10%, 5% e 1%, respectivamente.

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 5
Parâmetros estimados para as distribuições

Parâmetros Estimados: Payroll-linked (Método MLE)							
NORMAL		LOG-NORMAL		WEIBULL		GAMMA	
mean	20.984	ln means	2.866	shape	1.650	shape	2.968
std dev.	14.069	ln std dev.	0.593	scale	23.667	rate	0.141
Parâmetros Estimados: Working Capital (Método MLE)							
NORMAL		LOG_NORMAL		WEIBULL		GAMMA	
mean	60.942	ln means	3.655	shape	1.047	shape	1.240
std dev.	70.803	ln std dev.	0.934	scale	62.264	rate	0.020

Fonte: Elaborado pelos autores.

Tabela 6
Teste KS

KS-test Payroll-linked				
	KS_NORMAL	KS_LOG_NORMAL	KS_WEIBULL	KS_GAMMA
D-Stat	0.2117689	0.1003988	0.1535301	0.1418863
P-Value	0.0002127	0.2553159	0.0163187	0.0329182
KS-test Working Capital				
	KS_NORMAL	KS_LOG_NORMAL	KS_WEIBULL	KS_GAMMA
D-Stat	0.2192559	0.0385487	0.0892345	0.1014957
P-Value	0.0001101	0.9981211	0.3910457	0.2441037

Fonte: Elaborado pelos autores.

Planilha de Contribuição dos Autores		
Contribuição	Wagner E. Schuster	Magnus dos Reis
1. Idealização e concepção do assunto e tema da pesquisa	X	
2. Definição do problema de pesquisa	X	
3. Desenvolvimento da Plataforma Teórica	X	
4. Delineamento da abordagem metodológica da pesquisa	X	
5. Coleta de dados	X	
6. Análises e interpretações dos dados coletados	X	X
7. Conclusões da pesquisa	X	
8. Revisão crítica do manuscrito	X	X
9. Redação final do manuscrito, conforme as normas estabelecidas pela Revista.	X	X
10. Orientação		X