

DETERMINANTES DA ESTRUTURA DE CAPITAL DAS FINTECHS DE CRÉDITO BRASILEIRAS: UMA ANÁLISE À LUZ DA TEORIA PECKING ORDER

DETERMINANTS OF CAPITAL STRUCTURE OF BRAZILIAN CREDIT FINTECHS: AN ANALYSIS THROUGH PECKING ORDER THEORY

O artigo foi aprovado e apresentado no 14º Congresso de Administração, Sociedade e Inovação (CASI), realizado de 25/05 a 27/05/2022, Online.

RESUMO

A união das finanças à tecnologia deu origem às *fintechs*, um novo modelo de negócio no setor financeiro, caracterizado pela entrega de produtos e serviços 100% digitais e remota. Deste modo, torna-se necessário discutir características desse tipo de instituição financeira, a exemplo dos fatores que estão associados às estratégias de financiamento adotadas pelos gestores. Este estudo tem por objetivo analisar os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* de crédito atuantes no mercado brasileiro, à luz da teoria Pecking Order, com base na literatura e em fontes secundárias de dados. Os dados foram analisados por meio de regressão linear múltipla, utilizando informações anuais das instituições financeiras, coletadas no site IF.data do Banco Central do Brasil. A amostra consiste em 1.135 instituições não bancárias atuantes no mercado de crédito, conhecidas como *fintechs* de crédito, observadas no período de 2018 a 2023. Os achados sugerem forte capacidade preditiva à teoria Pecking Order, quanto à explicação da estrutura de capital das empresas da amostra. Em linha com a teoria, a relação positiva do tamanho do ativo, assim como a relação negativa da lucratividade, são fatores que guardam estreita relação com a proporção de capital de terceiros nas entidades, confirmando as duas hipóteses levantadas. Essa pesquisa contribui ao preencher a lacuna existente na literatura contábil referente às *fintechs* e a estrutura de capital, assim como pode contribuir de forma prática para a tomada de decisão de stakeholders desse novo tipo de negócio.

Palavras-chave: Instituições financeiras; Fintech; Endividamento; Lucratividade; Pecking Order.

ABSTRACT

The union of finance and technology gave rise to *fintechs*, a new business model in the financial sector, characterized by the delivery of 100% digital and remote products and services. Therefore, it is necessary to discuss characteristics of this type of financial institution, such as the factors that are associated with the financing strategies adopted by managers. This study aims to analyze the determinants of the capital structure of credit *fintechs* operating in the Brazilian market, in light of the Pecking Order theory, based on literature and secondary data sources. The data were analyzed using multiple linear regression, using annual information from financial institutions, collected on the IF.data website of the Central Bank of Brazil. The sample consists of 1,135 non-bank institutions operating in the credit market, known as credit *fintechs*, observed from 2018 to 2023. The findings suggest a strong predictive capacity for the Pecking Order theory, regarding the explanation of the capital structure of the companies in the sample. In line with the theory, the positive relationship of asset size, as well as the negative relationship of profitability, are factors that are closely related to the proportion of third-party capital in the entities, confirming the two hypotheses raised. This research contributes by filling the existing gap in the accounting literature regarding *fintechs* and their capital structure, as well as contributing in a practical way to the decision-making of stakeholders in this new type of business.

Keywords: Financial institutions; Fintech; Indebtedness; Profitability; Pecking Order.

Katia Santa Rosa Guimarães

Bacharel em Ciências Contábeis (2021) pela Faculdade Lusófona da Bahia (FLBA). Graduação em Arquitetura e Urbanismo (1989) pela Universidade Federal da Bahia (UFBA). Arquiteta fundadora do escritório FK Arquiteturas com atuação em projetos civis residenciais e corporativos. E-mail: katiasta.rosa@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0009-0000-7566-7748>, Lattes:<http://lattes.cnpq.br/2256290547709714>

Thiago Rios Sena

Doutorando em Contabilidade pela Universidade Federal de Pernambuco (UFPE), Mestre em Contabilidade (2020) pela Universidade Federal da Bahia (UFBA). Especialista em Metodologia do Ensino em Contabilidade (2018) pela Unyleya. Bacharel em Ciências Contábeis (2017) pela Universidade do Estado da Bahia (UNEB). Já atuou como docente na Universidade Federal de Sergipe, Universidade Federal do Recôncavo da Bahia, Centro Universitário Estácio, Faculdade Lusófona da Bahia, entre outros. E-mail: thiagoriossena@gmail.com, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0261-7381>, Lattes: <http://lattes.cnpq.br/2013578941925235>

1 INTRODUÇÃO

Devido à alta demanda dos mercados internacionais por eficiência nas transações monetárias de pagamento, liquidação, remessa e outras transações financeiras, identificadas pelo Banco Mundial, foi colocada em curso uma força-tarefa global visando promover a implementação de infraestruturas de mercado financeiro, novas tecnologias e abordagens compatíveis com adoção de soluções baseadas em nuvem; *fintechs*; *Application Programming Interfaces (APIs)* abertas; código QR (*Quick Response*); tecnologia de razão distribuída e outras tecnologias descentralizadas (World Bank, 2017). Phillipon (2016) afirma que a base de dados de clientes seria a principal vantagem dos operadores tradicionais do setor, porém, fusões sucessivas deixaram os grandes bancos sob camadas de tecnologia legada. As *fintechs*, startups financeiras que utilizam as tecnologias da informação e comunicação (TICs), representam a oportunidade de redesenhar os sistemas financeiros, de forma mais eficiente, desde o início.

A difusão do *smartphone* e a capacidade de fragmentar serviços são os principais motores do desenvolvimento e diversificação das *fintechs*. Em vez de depender de uma única instituição, o cliente passou a dispor de uma variedade de *fintechs* à sua escolha para adquirir serviços financeiros tais como pagamento, empréstimo (crédito), remessa de valores, investimento, entre outros. A constante melhoria do ecossistema vem ocasionando aceleração tanto no nível de investimentos no setor quanto no surgimento de *fintechs* com serviços inovadores a baixo custo (Lee & Shin, 2018).

De acordo com o Distrito *Fintech Report 2023*, relatório elaborado pela empresa Distrito utilizando informações de bases públicas, redes sociais e bases privadas, as *fintechs* de crédito assumem o primeiro lugar em quantidade de *fintechs* segundo a classificação por tipos de atividades. Esse relatório também apresenta que as *fintechs* brasileiras receberam da indústria de capital de risco investimentos de USD 3,9 bilhões em 2021, o que representa um crescimento de 100% comparado ao investido em 2020 e 1.114% em relação aos USD 321 milhões investidos em 2018 (Distrito, 2023).

Diante da presença da indústria de capitais no sistema financeiro brasileiro, surgem questionamentos e indagações sobre as preferências para definir as fontes financiamento de projetos dos gestores dessas empresas, frente à larga oferta de capital por parte de credores tão significativos. Os estudos e discussões apresentados por Myers (1984) e Myers e Majluf (1984) sobre a estrutura de capital das empresas defendem que as empresas seguem uma hierarquia de preferência de fontes de financiamento. De acordo com a Teoria *Pecking Order* (Myers, 1984), as empresas optam preferencialmente por financiar suas atividades com recursos capital próprio, seguido pela emissão de títulos de dívidas e por último a emissão de ações.

Estudos que analisam os determinantes da estrutura de capital de *fintechs* foram realizados em países como a China (Qin & Liu, 2023; Lai *et al.*, 2023) e Reino Unido (Giaretta & Chesini, 2021), entretanto no Brasil apenas foi explorada essa temática envolvendo instituições financeiras tradicionais (Maia, Castro & Lamounier, 2018; Silva *et al.*, 2019). Face ao novo modelo de negócios oferecido pelas *fintechs*, emergiu a seguinte pergunta de pesquisa: **Quais são os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* de crédito atuantes no mercado brasileiro entre 2018 e 2023?** Dessa forma, o presente estudo tem como objetivo analisar os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* de crédito atuantes no mercado brasileiro, à luz da Teoria *Pecking Order*.

Nos últimos vinte anos, o mundo vem presenciando o advento da inteligência artificial (IA); a desmaterialização do dinheiro; a transformação digital e o surgimento das *fintechs*. Diante desta perspectiva, o tema da pesquisa é relevante e contemporâneo. Entretanto, em geral as pesquisas que abordam o tema *fintech* estão direcionadas para a suposta melhoria na experiência do usuário oportunizada pelos serviços digitais, remotos e isentos de tarifas (Wolf, 2020; Cordeiro, 2018; Zarrouk, 2021, Giaretta & Chesini, 2021)). Baseado no levantamento do estado da arte sobre a temática de *fintech*, percebe-se uma lacuna de trabalhos que abordem aspectos contábeis como: desempenho operacional, estrutura de capital e alavancagem corporativa das *fintechs* atuantes no mercado brasileiro. Assim, o presente estudo contribui academicamente ao preencher a lacuna na literatura referente a análise da estrutura de capital das *fintechs* de crédito brasileiras, fundamentada na teoria *Pecking Order*. Além da contribuição acadêmica, entender os determinantes a estrutura de capital pode contribuir de forma prática para subsidiar processos decisórios de investidores, stakeholders do setor financeiro, órgãos reguladores e demais usuários da informação contábil.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 *Fintechs* no Brasil

O avanço da tecnologia móvel permitiu o surgimento de um novo sistema financeiro totalmente manipulável por meios eletrônicos. As *fintechs*, empresas de base tecnológicas que prestam serviços financeiros combinando serviços de rede social, tecnologias de internet, inteligência artificial e análise de *big data* (Lee & Shin, 2018), funcionam em completa simbiose com um ecossistema composto por desenvolvedores de tecnologia, consumidores de serviços financeiros (empresas e indivíduos), instituições financeiras tradicionais, empresas globais de telecomunicações e governos (Diemers, Lamaa, Salamat & Steffens, 2015).

Walchek (2015) observa que em vez de dependerem de uma única instituição financeira, cada vez mais, por meio de *smartphones* ou *smartwatches*, os consumidores passaram a escolher os diferentes serviços que preferem para seus pagamentos, empréstimos, aplicações ou remessa de valores. Nesse aspecto, Lee e Shin (2018) alertam que os inves-

tidores mais propensos ao risco têm enxergado oportunidades promissoras na criação de *fintechs*, elevando o nível de investimentos no setor nos últimos anos.

Dermine (2017) enfatiza que embora as *fintechs* possam afetar o sistema bancário com operações *peer-to-peer* (P2P) *lending* e *marketplace*, operações de empréstimo financeiro não podem ser consideradas como simples combinação entre investidores e tomadores de crédito. Em comparação com as agências bancárias tradicionais, uma *fintech* que atua de forma remota, sem dispor de agências físicas, costuma estar em desvantagem competitiva em alguns aspectos, à exemplo do procedimento de cobrança a clientes inadimplentes. Apesar das grandes somas em negócios operacionalizados por *fintechs* e sua presença poder afetar o sistema bancário com atividades concorrentes, Li, Spigt e Swinkels (2017) encontram um efeito positivo sobre o retorno das ações de 47 bancos de varejo norte-americanos entre 2010 a 2016.

No Brasil, a regulamentação acerca das *fintechs* tem como marco o ano de 2013, com a promulgação da Medida Provisória nº 615/2013 e da Lei nº 12.865/2013. A partir dessas normas, o Banco Central do Brasil (BCB), regulamentou as instituições de pagamento (IPs), ramo de atividade que oficializou a atuação das *fintechs* no Brasil. Embora essa regulamentação seja o marco da entrada dos serviços digitais no país, as instituições de pagamento não tinham autorização para realizar empréstimos e outras operações financeiras (Wolf, 2020). Somente em 2018, através da resolução nº 4.656, o BCB regulamentou as sociedades de crédito direto (SCD) e as sociedades de empréstimo entre pessoas (SEP), isto é, *peer-to-peer* (P2P) *lending*. As SCDs e as SEPs são as primeiras Instituições Financeiras (IFs) com permissão para realizar operações de empréstimo e financiamento exclusivamente por meio de plataforma digital (Brasil, 2018). Embora os empréstimos P2P existissem antes de serem regulamentados em 2018, as *fintechs* utilizavam os bancos como intermediários nessas operações, repassando a eles uma fatia do lucro obtido (Santos, Ely e Carraro, 2020).

Atualmente, as *fintechs* podem ser classificadas em 14 tipos de atividades, conforme a sua atuação. A empresa Distrito de consultoria e fomento do ecossistema fintech brasileiro, vem retratando desde o ano 2000 a expansão do panorama nacional. A versão 2023 do seu relatório anual registrou 1.450 *fintechs* representando um crescimento de 49,3% no volume total de iniciativas comparado às 971 levantadas em 2018 (Distrito Fintech Report, 2023). Baseado nesse relatório, a Tabela 1 apresenta a quantidade de *fintechs* por tipo de atividade atuando no Brasil:

Tabela 1 - Atividade das *fintechs* no Brasil

Tipo de Atividade	Número de <i>Fintechs</i>
Crédito – Sistemas de oferta e concessão de crédito com base tecnológica.	258
Backoffice (Gestão Financeira) – Softwares e serviços para gerenciar as diversas áreas da vida financeira das empresas.	217
Meios de Pagamentos – Serviços, produtos e tecnologias de facilitação e processamento de pagamentos.	191
Tecnologia financeira – Provedores de tecnologia de infraestrutura para outras empresas e instituições financeiras.	183
Serviços Digitais – Empresas que oferecem serviços financeiros e bancários administrados ou executados de forma digital.	117
Investimentos – Plataformas e serviços que permitem que usuários invistam dinheiro e obtenham retornos em diferentes classes de ativos.	105
Criptomoedas – Tecnologia blockchain e sua aplicação em moedas virtuais.	96
Finanças Pessoais – Produtos e serviços que oferecem gestão, tracking e educação relativos à vida financeira da pessoa física.	62
Crowdfunding – Plataformas e serviços que unem grupos de contribuintes financeiros para um propósito específico.	54
Risco e Compliance – Análise e comprovação de informações e dados de empresas, clientes e mais.	52
Negociação de dívidas – Startups que lidam com dívidas do ponto de vista do credor e do devedor.	38
Fidelização – Plataformas e sistemas que visam gerar fidelização e retenção de funcionários e clientes.	30
Cartões – Startups que oferecem cartões de diferentes tipos.	25
Câmbio – Tecnologia e serviços para facilitar o fluxo de valores entre diferentes países e moedas.	22
Total	1.450

Fonte: Adaptado de Distrito Fintech Report (2023)

De acordo com o BCB, as *fintechs* de crédito são classificadas como N1 (instituição não bancária atuante no mercado de crédito). O BCB disponibiliza um banco de dados com informações referentes as *fintechs* de crédito, denominado IFData (<https://www3.bcb.gov.br/ifdata/>). A partir desse site podem ser encontradas informações cadastrais e financeiras das instituições que estejam autorizadas a funcionar no Brasil. Uma vez que existe disponibilidade pública de dados contábeis confiáveis das *fintechs* de crédito, torna-se possível realizar pesquisas científicas para compreender as características financeiras e os fatores relacionados a elas, à exemplo da estrutura de capital e seus determinantes.

2.2 Estrutura de Capital e seus Determinantes Baseado na Teoria Pecking Order

A tentativa de explicar os fatores que influenciam a preferência pela utilização de capital próprio ou do capital de terceiros por parte dos gestores levou ao surgimento de diversas teorias financeiras (Albanez & Valle, 2009). Entre elas, destacam-se a teoria do *Free Cash Flow* (focada nos custos de agência), a teoria *Trade-off* (direcionada para a carga tributária) e a teoria *Pecking Order* (centrada na assimetria informacional), sendo essa última a partir da qual esse artigo foi conduzido.

A teoria *Pecking Order* (POT) ou teoria do financiamento hierárquico, de Myers (1984) e Myers e Majluf (1984), considera que os gestores têm informações que os credores externos não têm. Tal assimetria de informações impacta o custo do capital e, por esta razão, a escolha das fontes de financiamento para os projetos é feita com base em uma hierarquia de preferência de financiamento. Cada escolha tem seu custo e seu benefício. A POT afirma que a preferência por recursos gerados internamente, ou seja, o capital próprio, vem sempre em primeiro lugar. A emissão de títulos de dívidas seria a segunda opção, enquanto aumentar seu patrimônio através da emissão de ações, a última.

Com relação ao ambiente econômico brasileiro, o estudo de Tani e Albanez (2016) evidenciou a capacidade de explicação da POT a cerca das decisões de financiamento no ambiente de assimetria informacional das companhias abertas brasileiras do segmento tradicional da B3 no período de 2010 a 2014. Em contrapartida, a teoria não demonstrou eficácia em explicar as decisões de financiamento no ambiente com maior nível de governança corporativa, e consequente redução de assimetria informacional, das empresas listadas no segmento Novo Mercado.

Assim como Silva, Santos, Ramos e Freitas (2019) o modelo adotado foi desenhado a partir de variáveis identificadas na literatura com representativa capacidade preditiva para explicação da estrutura de capital, representada no presente estudo pela variável endividamento (ENDIV). De acordo com os estudos de Rajan e Zingales (1995) e Frank e Goyal (2003), alguns fatores aparecem de forma consistente, inclusive com estudos anteriores, relacionados à estrutura de capital das empresas, ou seja, como determinantes convencionais do endividamento, entre eles: o tamanho do ativo, a lucratividade e a oportunidade de crescimento (Djellali, 2018).

O fator tamanho é uma barreira enfrentada pelas *fintechs* na busca por financiamento externo. Nos estágios iniciais de vida as empresas tendem a depender fortemente do patrimônio do empresário fundador; possuir quantidade de clientes reduzida, ou inexistente e uma pequena diversificação de produtos a oferecer, ou seja, sua presença no mercado ainda é inexpressiva (Djellali, 2018). De acordo com Rajan e Zingales (1995), há uma relação positiva entre tamanho e acesso ao crédito. De forma similar, Pinto e De Souza Costa (2019) em seu estudo sobre a estrutura de capital de 176 companhias abertas brasileiras para período de 2010 a 2015, evidenciaram que companhias maiores apresentam relação positiva com financiamento por capital de terceiros.

Alinhado às bases da Teoria Pecking Order e aos resultados encontrados por estudos anteriores, é esperado uma relação positiva entre o tamanho da empresa e a estrutura de capital, ou seja, quanto maior a empresa, maior a propensão a captar recursos de terceiros. Assim sendo, é estabelecida a seguinte Hipótese 1:

H1 - Há uma relação positiva entre o tamanho da empresa e o endividamento das *fintechs* de crédito que atuam no mercado brasileiro.

Ainda de acordo com os preceitos da POT, negócios lucrativos conseguem financiar seus ativos mantendo-se menos endividados. De acordo com Myers (1984) e Myers e Majluf (1984) empresas lucrativas, irão preferir evitar as dívidas ao financiar seus projetos por meio de fundos gerados internamente. Tal comportamento prevê uma relação negativa entre lucratividade e estrutura de capital. Em linha com trabalhos anteriores, Correa, Basso e Nakamura (2013) em sua análise das 500 maiores empresas abertas e fechadas brasileiras para o período de 1999 a 2004, demonstraram haver uma relação negativa entre a lucratividade e o endividamento das empresas. Seus resultados sugerem que a POT é consistente para explicar a estrutura de capital das maiores empresas brasileiras.

Portanto, uma vez que há consistência nos resultados descritos em estudos anteriores condizentes com a Teoria Pecking Order, espera-se que as *fintechs* de crédito com maiores índices de lucratividade tenham menor interesse em captar recursos de terceiros. Baseado nisso, é descrito abaixo a Hipótese 2:

H2 - Há uma relação negativa entre a lucratividade e o endividamento das *fintechs* de crédito que atuam no mercado brasileiro.

Com relação à oportunidade de crescimento, embora a literatura da POT aponte uma relação negativa com a estrutura de capital, o resultado do estudo de Coleman e Robb (2011), indicou que empresas de base tecnológica, com alto potencial de crescimento e vantagem competitiva na forma de capital intelectual, têm maiores chances de atrair fontes externas de dívida e patrimônio, mesmo nos primeiros anos de atividade, diferentemente das novas empresas em geral. Nestes casos, embora não tenham encontrado suporte para a teoria, os resultados mostraram que o comportamento do empreendedor pode ou não acompanhar a POT, à depender das características particulares de cada negócio.

Face aos resultados mistos presentes na literatura e particularidades no comportamento do empreendedor de acordo com as características do negócio, foi estabelecida uma hipótese neutra a respeito da relação entre oportunidade de crescimento e estrutura de capital:

H3 - Há uma relação entre a oportunidade de crescimento e o endividamento das *fintechs* de crédito que atuam no mercado brasileiro.

A estrutura de capital das empresas, portanto, é o resultado da combinação entre patrimônio líquido e dívida. Os resultados do estudo de Henrique, Silva, Soares e Da Silva (2018) sobre 723 empresas abertas na B3, de diversos setores da economia brasileira, no período de 2005 e 2014, demonstraram que existem especificidades de ativos e investimentos para cada segmento de atividade empresarial as quais são refletidas na estrutura de capital do setor. Essas peculiaridades setoriais precisam ser observadas afim de se evitar inferências enviesadas, recomendando, portanto, que as amostras sejam segmentadas por ramo de atuação. Também Myers (2001) enfatiza que as teorias não foram projetadas para serem gerais, deste modo uma amostra multisetorial pode ter baixa eficácia podendo ser mais útil testar subamostras. Diante disso, a seleção da amostra do presente estudo se restringe a um conjunto específico de empresas dentro do setor financeiro (*fintechs* de crédito), buscando aumentar a eficácia do modelo testado.

2.3 Estudos Anteriores Relacionados

Em decorrência da lacuna existente relacionada ao tema dessa pesquisa e para atender a aspectos específicos sobre determinantes da estrutura de capital de *fintechs* de crédito, foi realizando o levantamento do estado da arte utilizando estudos sobre instituições financeiras tradicionais e pequenas empresas de base tecnológica. Espera-se que tais estudos apontem o direcionamento para discussões envolvendo as *startups* financeiras que utilizam as tecnologias da informação e comunicação (*fintechs*). O Quadro 1 apresenta de maneira sintetizada o objetivo, amostra, metodologia e resultados encontrados por tais estudos:

Quadro 1 - Pesquisas anteriores relacionadas

Autores	Objetivo, período e método	Resultados
Coleman e Robb (2011)	Este artigo objetiva explorar a relação entre a da estrutura de capital e o padrão de financiamento de novas empresas baseadas em tecnologia. Foi estudado o primeiro ano de vida de 4.022 empresas estadunidenses, no período de 2004 a 2008. As amostras foram analisadas por meio de estatística descritiva e regressão linear múltipla.	Os resultados evidenciaram que empresas com alto potencial de crescimento ou inovação são capazes de atrair elevados níveis de capital externo, mesmo em seu primeiro ano de vida, porque há um <i>pool</i> de potenciais investidores externos que se especializam em empresas de base tecnológica, minimizando a assimetria informacional.
Djellali (2018)	O objetivo desta pesquisa é estudar a estrutura de capital das <i>fintechs</i> francesas sob o prisma da POT. A amostra é composta por um total de 56 startups, analisadas no ano de 2018. Os dados foram modelados por meio do método dos mínimos quadrados ordinários (OLS). A regressão linear múltipla foi realizada através do <i>software</i> XLSTAT.	Os resultados sugerem forte adesão das decisões de financiamento das <i>fintechs</i> francesas com a POT. A variável tangibilidade apresentou relação direta, enquanto as variáveis tamanho; lucratividade e oportunidade de crescimento apresentaram relação inversa com o endividamento das <i>startups</i> .
Maia <i>et al.</i> (2018)	O estudo verificou os fatores determinantes da estrutura de capital de instituições financeiras brasileiras. Foram analisados 151 bancos no período de 1995 a 2016. Tomou-se duas variáveis dependentes: o endividamento total (ET) e sobre o patrimônio líquido (EP). As amostras foram analisadas por regressão de dados em painel <i>pooled</i> método dos mínimos quadrados ordinários (MQO).	Em relação ao endividamento total (ET) as variáveis mais significativas foram liquidez; lucratividade; oportunidade de crescimento, e tamanho. Quando considerado o endividamento do PL (EP) as variáveis mais significativas foram liquidez; tangibilidade; lucratividade; oportunidades de crescimento e tamanho. Ambos os resultados são consistentes com a POT.
Silva, Santos Ramos e Freitas (2019)	O objetivo do estudo é investigar os determinantes da estrutura de capital dos bancos brasileiros. Foram analisadas 80 instituições no período de 2010 a 2017. As técnicas estatísticas foram análise de correlação e emprego de regressão linear múltipla com dados em painel.	Quanto à estrutura de capital dos bancos brasileiros, convergente com empresas não financeiras e com a POT, os resultados indicaram que os fatores risco; tamanho; e tangibilidade, se mostraram significantes a 1%, enquanto rentabilidade e IPCA se mostraram significantes a 5%.
Giaretta e Chesini (2021)	Utilizando uma base de dados recolhida manualmente que mapeia <i>fintechs</i> constituídas no Reino Unido entre 2010 e 2015, este estudo examinou como suas características afetam os tipos de financiamento utilizados nos primeiros três anos de atividade.	Os resultados da análise empírica demonstram que as <i>fintechs</i> tem maior probabilidade de serem financiadas com dívida de longo prazo. A estrutura dos ativos, as características dos proprietários e a atividade específica da <i>fintech</i> influenciam a fonte de financiamento.

Autores	Objetivo, período e método	Resultados
Qin e Liu (2023)	Este artigo tem como objeto de pesquisa as empresas de tecnologia financeira listadas com ações A da China e estuda os efeitos da estrutura de financiamento, por meio de análise de regressão.	A regressão mostra que as <i>fintechs</i> listadas podem melhorar o seu próprio desempenho através do autofinanciamento; reduzirão o seu desempenho através do financiamento da dívida; a utilização de financiamento de dívida reduzirá o desempenho empresarial; a alta concentração de capital ajuda a melhorar o desempenho corporativo.
Lai, Yue, Guo e Zhang (2023)	Este artigo explora soluções para lidar com o excesso de alavancagem corporativa na perspectiva das <i>fintechs</i> usando empresas chinesas listadas de 2007 a 2020 como amostra.	Os resultados apontam que a <i>fintech</i> que reduz significativamente as restrições de financiamento melhora a liquidez das ações, o que é benéfico para o alívio do excesso de alavancagem. Este impacto é mais pronunciado nas empresas privadas e nas empresas com um grau relativamente baixo de liberalização do mercado de capitais.

Fonte: Dados da pesquisa (2024)

Estudos que analisam os determinantes da estrutura de capital de *fintechs* foram realizados em países como a China (Qin & Liu, 2023; Lai *et al.*, 2023) e Reino Unido (Giaretta & Chesini, 2021). Carecem estudos sobre esse temática envolvendo *fintechs* no Brasil, mas é possível encontrar estudos relacionados à bancos, instituições financeiras tradicionais (Maia *et al.*, 2018; Silva *et al.*, 2019). Em geral, os resultados se mostram aderentes à *Teoria Pecking Order*, apresentando relação entre o endividamento dessas empresas e suas características como tamanho do ativo, liquidez, tangibilidade, lucratividade e oportunidades de crescimento. Cabe mencionar que novas empresas baseadas em tecnologia podem apresentar um diferente padrão de financiamento (Robb e Coleman, 2011). Diante disso, mostra-se relevante a necessidade de analisar os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* no mercado brasileiro.

3 METODOLOGIA

3.1 Caracterização da Pesquisa

Para analisar os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* de crédito atuantes no mercado brasileiro, realizou-se uma pesquisa descritiva, por meio da qual, de acordo com Gil (2002), objetiva-se descrever as características de uma determinada população. Trata-se de uma investigação de natureza quantitativa, que utiliza técnicas estatísticas análise dos dados secundários obtidos por meio de pesquisa documental.

3.2 Procedimentos de Coleta de Dados e Análise dos Resultados

Quatorze tipos diferentes de atividades são desempenhadas pelas *fintechs* no Brasil (Tabela 1). Tendo em vista o tamanho e a complexidade do mercado de serviços financeiros digitais, a população da presente pesquisa restringe-se às *fintechs* de crédito (empréstimos) atuantes no mercado. Essa escolha foi motivada pelo fato dessa atividade de *fintech* ser aquela que apresentou o maior número de empresas no ano de 2023, além de ter sido regulamentada recentemente por meio da resolução nº 4.656/2018 do BCB. Foram analisadas as demonstrações contábeis semestrais dessas empresas no período de 2018 a 2023, sendo, respectivamente, o ano de início das atividades regulamentadas e o último semestre com informações públicas disponíveis (06/2023),

Os dados foram coletados a partir do Portal IFData, um banco de dados público disponibilizado pelo BCB. Esse portal foi criado para atender ao disposto na Lei de Acesso a Informação (Lei 12.527/2011), armazenando informações provenientes dos relatórios trimestrais divulgados pelas instituições financeiras. As informações disponibilizadas contemplam informações contábeis, de capital, de crédito, de câmbio e segmentação das instituições financeiras. A confiabilidade dos dados coletados a partir desse portal pode ser assegurada pela rigorosa fiscalização exercida pelo Banco Central do Brasil.

A amostra foi obtida a partir de filtragens sucessivas do banco de dados IFData, com base nas características das instituições financeiras do estudo e disponibilidade de dados, conforme a Tabela 2.

Tabela 2 - População e amostra

CRITÉRIO DE SELEÇÃO	Nº
(=) População: Todas as observações de <i>fintechs</i> do site IFData do BCB (2018 a 2023)	14.711
(a) Eliminação das observações de empresas não classificadas como <i>fintech</i> de crédito	(13.153)

CRITÉRIO DE SELEÇÃO	Nº
(=) Total de <i>fintechs</i> de crédito	1.558
(b) Eliminação das observações de <i>fintechs</i> de crédito com controle público	(176)
(c) Eliminação das observações com dados faltantes (missing)	(247)
(=) Total de observações da amostra	1.135

Fonte: Dados da pesquisa (2024)

Os dados utilizados para seleção da amostra e cálculo de todas as variáveis dessa pesquisa foram coletados diretamente das demonstrações disponibilizadas no IFData: Ativo, Passivo e Demonstração do Resultado. Para seleção da amostra foram considerados os dados contábeis das *fintechs* de crédito em cada semestre do período analisado. Foram encontradas 14.711 observações *fintech*-semestre, sendo que apenas 1.558 correspondiam a *fintechs* de crédito. As *fintechs* de crédito com controle público (176 observações) foram excluídas da amostra em virtude de terem objetivos diferentes das *fintechs* de crédito de controle privado. Por último, foram excluídas as observações que apresentavam dados faltantes (247 observações), uma vez que não seria possível realizar os cálculos das variáveis analisadas para essas observações.

Para realizar a análise os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* de crédito atuantes no mercado brasileiro, utilizou-se como base o modelo econométrico adotado por Djellali (2018). Adicionalmente foram incorporadas outras variáveis presentes em estudos de temática semelhante no contexto brasileiro. O Quadro 2 apresenta, de maneira resumida, as variáveis utilizadas, a relação esperada, o seu respectivo cálculo e os autores que também utilizaram em cenário semelhante:

Quadro 2 - Variáveis do estudo

VARIÁVEL	RELAÇÃO ESPERADA	CÁLCULO DA PROXY	AUTORES
ENDIV Endividamento Geral	Variável Dependente	$(\text{Passivo Circ} + \text{Passivo Não Circ}) / \text{Ativo Total}$	Rajan e Zingales (1995); Frank e Goyal (2003); Vanacker e Manigart (2010); Coleman e Robb (2011); Chevallier e Miloudi (2014); Moreschi, Neuhaus, Fischer e Oro (2018); Maia <i>et al.</i> (2018); Djellali (2018); Sales e Carvalho (2018); Oliveira (2018); Silva <i>et al.</i> (2019)
TAM Tamanho	Positiva	Logaritmo Natural do Ativo Total	Rajan e Zingales (1995); Frank e Goyal (2003); Chevallier e Miloudi (2014); Djellali (2018); Maia <i>et al.</i> (2018); Oliveira (2018); Silva <i>et al.</i> (2019);
ROA Lucratividade	Negativa	Lucro Líquido / Ativo Total	Rajan e Zingales (1995); Frank e Goyal (2003); Coleman e Robb (2011); Chevallier e Miloudi (2014); Maia <i>et al.</i> (2018); Djellali (2018); Santos <i>et al.</i> (2020)
CRESCIM Oportunidade de Crescimento	Positiva ou Negativa	Ativo Permanente / Ativo Total	Rajan e Zingales (1995); Frank e Goyal (2003); Djellali (2018); Maia <i>et al.</i> (2018)
OPCRED Operações de Crédito	Positiva	Logaritmo Natural da Renda oriunda de Operações de Crédito	Santos <i>et al.</i> (2020)
LIQDZ Liquidez Geral	Negativa	$(\text{Ativo Circ} + \text{Realizável Longo Prazo}) / (\text{Passivo Circ} + \text{Passivo Não Circ})$	Maia <i>et al.</i> (2018); Moreschi <i>et al.</i> (2018)
PL Divida maior que Ativo Total	Positiva	1 para PL negativo; zero caso contrário	Vanacker e Manigart (2010)

Fonte: Elaborado pelos autores (2024)

A variável ENDIV foi utilizada como proxy para mensurar a estrutura de capital, sendo essa a variável dependente desse estudo. As variáveis TAM, ROA e CRESCIM compõem as variáveis independentes, as quais estão relacionadas com as três hipóteses descritas anteriormente. As variáveis OPCRED, LIQDZ, PL são utilizadas como controle, para mitigar o risco de viés de estimação dos coeficientes.

Para testar as hipóteses dessa pesquisa, foi adotada a estimação robusta dos coeficientes por meio da regressão de dados em painel por efeitos fixos controlados por empresa e semestre, conforme Equação (1), contemplando as variáveis descritas no Quadro 2:

$$ENDIV_{it} = \beta_0 + \beta_1 TAM_{it} + \beta_2 ROA_{it} + \beta_3 CRESCIM_{it} + \beta_4 OPCRED_{it} + \beta_5 LIQDZ_{it} + \beta_6 PL_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

Onde cada variável corresponde a empresa *i* no período *t*, sendo ENDIV o endividamento; TAM, o tamanho da empresa; ROA, a rentabilidade; CRESCIM, a oportunidade de crescimento; OPCRED, a receita com operações de crédito; LIQDZ, a liquidez geral; PL, dummy para patrimônio líquido negativo.

4. ANÁLISE DOS RESULTADOS

4.1 Análise Descritiva

A amostra é composta por 171 instituições não bancárias atuantes no mercado de crédito, de porte inferior a 1% do PIB, distribuídas nos segmentos S3, S4 e S5, de acordo com a classificação de porte e risco do BCB. De acordo com os dados de junho de 2023, do total de *fintechs* em atividade, 78% pertencem ao segmento S5, 20% ao segmento S4 e apenas 2%, ou seja, 3 empresas, Nubank, Porto Seguro e Poupex, têm porte S3.

Como característica geral tem-se que, 35% das empresas têm ativo total superior a 240 milhões de reais e 53% do total estão sediadas na região Sudeste. Foi constatado em média, no período, aumento de 208,5% no ativo total; de 504% no ativo permanente, de 296,5% no passivo total, de 32,6% no patrimônio líquido, de 141,4% nas rendas oriundas de operações de crédito e 114% no lucro líquido. A Tabela 3 apresenta a estatística descritiva das variáveis utilizadas nesse estudo:

Tabela 3 - Estatística descritiva

Variáveis	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
ENDIV	0,4819172	0,3395922	0,000679	1,067529
TAM	10,54319	2,610185	5,356586	18,44078
ROA	0,0019427	0,1133926	-1,14262	0,6227142
CRESCIM	0,0430032	0,1484537	0	0,9857898
OPCRED	8,115952	2,938267	0	15,97768
LIQDZ	18,34242	66,29548	0,9069624	1472,853

Nota: ENDIV: Endividamento; TAM: Tamanho; ROA: Lucratividade; CRESCIM: Oportunidade de crescimento; OPCRED: Operações de crédito; LIQDZ: Liquidez geral.

Fonte: Dados da pesquisa (2024)

Conforme observa-se na estatística descritiva na Tabela 3, embora haja alguma dispersão, os resultados apontam que, em média, as empresas tiveram uma performance positiva. A variável dependente endividamento geral (ENDIV), ou seja, o somatório das obrigações de curto e longo prazo, equivalem em média a 48,2%, ou seja, o ativo é financiado por 51,8% de capital próprio e 48,2% de capital de terceiros. Esse valor mostra-se próximo ao identificado na pesquisa de Chevallier e Miloudi (2014) que obteve média de 54,5% relativa ao endividamento das PMEs francesas de alta tecnologia, acima dos 20% da pesquisa de Djelalli (2018) sobre *fintechs* francesas e, abaixo dos valores encontrados nas pesquisas de Moreschi *et al.* (2018); Sales e Carvalho (2018) e Silva *et al.* (2019) sobre bancos brasileiros, nas quais o endividamento médio posiciona-se acima de 80%. Essa diferença pode significar que instituições financeiras tradicionais tendem a apresentar maior proporção de capital de terceiros (Oliveira, 2018).

A variável tamanho do ativo (TAM), expressa em logaritmo natural, quando expressa em reais (R\$) revela que 76% das empresas, a maioria da amostra, tem ativo total abaixo de 240 milhões, porte das PMEs brasileiras, com exigências simplificadas em termos de risco e garantia física, similar à amostra dos estudos de Chevallier e Miloudi (2014) e Djelalli (2018).

O ROA mede a taxa de lucratividade da empresa, sua capacidade geradora de resultados, independentemente de sua estrutura de financiamento. O índice encontrado de 0,19% na média, se diferencia da média dos índices de grandes instituições financeiras (1,9%), os bancos brasileiros, encontrada por Sales e Carvalho (2018). A baixa rentabilidade pode ser em função de estratégias de entrada no mercado, oferecendo serviços sem custo ao cliente para aumentar o market-share.

Quando comparada a rentabilidade das *fintechs* francesas, Djellali (2018) encontra o índice de -5,71%, demonstrando que as *fintechs* de crédito brasileiras são mais rentáveis.

Comparando-se o percentual médio de oportunidade de crescimento (CRESCIM) de 4,3% da presente amostra, calculado pela razão entre o ativo permanente e o ativo total, com o percentual médio de 15,98% das *fintechs* francesas da pesquisa de Djellali (2018), observa-se o baixo nível geral de investimentos das *fintechs* de crédito brasileiras.

A variável OPCRED expressa aspectos específicos do desempenho das instituições financeiras a partir da análise da renda oriunda de operações de crédito. O elevado grau de dispersão desta variável sugere desigualdade quanto ao volume de operações de crédito realizados pelas instituições. O índice encontrado de 812% na média, é o dobro da média dos índices dos bancos comerciais brasileiros (417%), encontrada por Santos *et al.*(2020).

A variável liquidez geral (LIQDZ) informa quanto a instituição detém, no ativo circulante e realizável de longo prazo, para cada R\$ 1,00 de dívida assumida. O índice de liquidez geral de 18,3 demonstra que, em média, as *fintechs* têm condições favoráveis de liquidez em comparação com a média (2,44) de liquidez geral encontrada por Maia *et al.* (2018) no estudo sobre fatores determinantes da estrutura de capital de 151 bancos brasileiros no período de 1995 a 2016.

Quanto a *dummy* PL, identificou que apenas duas instituições apresentaram passivo maior que o ativo: BRK SA CRÉDITO e DACASA FINANCEIRA.

4.2 Análise Multivariada

Conforme Tabela 4, denota-se que o poder explicativo do modelo econométrico da análise de regressão linear múltipla de dados em painel com efeito fixo controlado por empresa e semestre obteve um coeficiente de determinação R² ajustado de 0,91, ou seja, a variação média do endividamento (ENDIV), pode ser explicada pelo conjunto de indicadores de desempenho na proporção de 91%, superior aos 57% encontrados por Djellali (2018) e 70% encontrado por Chevallier e Miloudi (2014). Esse coeficiente expressa que apenas 9% das alterações do endividamento deve-se a outras variáveis não consideradas no modelo.

Tabela 4 - Regressão da variável dependente ENDIV

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	t	p-valor	
Constante	-1,04931	0,1352111	-7,76	0,000	***
TAM	0,1375298	0,0138314	9,94	0,000	***
ROA	-0,2803052	0,0477707	-5,87	0,000	***
CRESCIM	-0,1906453	0,1442272	-1,32	0,187	
OPCRED	0,0110612	0,0060895	1,82	0,070	*
LIQDZ	-0,0002156	0,0001183	-1,82	0,069	*
PL	0,1697018	0,0560513	3,03	0,003	***

Nota: ENDIV: Endividamento; TAM: Tamanho; ROA: Lucratividade; CRESCIM: Oportunidade de crescimento; OPCRED: Operações de crédito; LIQDZ: Liquidez geral; PL: *Dummy* igual a 1 para PL negativo; Níveis de significância: ***significante a 1%; **significante a 5%; *significante a 10%.

Fonte: Dados da pesquisa (2024)

O coeficiente da variável TAM (0,138), apresentou relação positiva e significância estatística de 1% com o endividamento. Essa ocorrência demonstra que cada acréscimo de 1% ao tamanho do ativo irá causar, em média, uma variação positiva de 0,138 no endividamento, atestando que quanto maior a empresa, mais atraente se tornará para credores, maior será seu endividamento, corroborando com a POT e com o que foi atestado por Rajan e Zingales (1995); Frank e Goyal (2003); Maia *et al.* (2018); Oliveira (2018); Silva *et al.* (2019) e Santos *et al.* (2020).

O ROA (-0,280), tem coeficiente negativo e significância estatística de 1%. Esse resultado demonstra importante adesão à POT, a qual preconiza haver uma hierarquia na escolha do financiamento das atividades da empresa, estando os recursos gerados internamente, quando disponíveis, no topo da lista de preferências. Tal resultado é consistente com Myers (1984), Myers e Majluf (1984), Rajan e Zingales (1995), Frank e Goyal (2003), Chevallier e Miloudi (2014), Maia *et al.* (2018), Djellali (2018), Santos *et al.* (2020).

A variável CRESCIM (-0,190) que mede as oportunidades de crescimento do negócio, apresentou coeficiente negativo, condizente com o esperado pela POT, porém, não apresentou significância estatística. O sinal dessa relação converge com os estudos de Rajan e Zingales (1995), Frank e Goyal (2003), Djellali (2018) e Maia *et al.* (2018) nos quais esse coeficiente assume sinal negativo indicando que instituições com melhores oportunidades de crescimento evitam o endividamento. Entretanto, a característica das *fintechs* serem empresas de base tecnológica e atrativas ao investidor de risco pode influenciar positivamente no endividamento (Coleman e Robb, 2011). Diante desses efeitos de sinais contrários (positivo para oportunidade de crescimento em geral e negativo para empresas de base tecnológica), o efeito líquido do CRESCIM pode ter se tornado nulo, estatisticamente igual a zero, conforme indica a não significância desse coeficiente.

A variável OPCRED (0,011) tem relação positiva com a variável dependente endividamento, sendo estatisticamente significativa a 10%. De acordo com Santos *et al.* (2020) a renda obtida na operação de crédito é a principal fonte de receitas do segmento. É esperado que as *fintechs* que apresentem maior valor em receita de operações de crédito sejam também aquelas que são as maiores no seu segmento, levando a uma interpretação similar à variável TAM e uma covariância entre tais variáveis que possa afetar a significância estatística de OPCRED. Ao verificar a correlação entre OPCRED e TAM, é encontrada uma correlação com valor de 0,8, indicando que as empresas com maior receita de operações de crédito também são maiores em tamanho. Empresas com maior receita podem ter acesso facilitado ao crédito ou menor taxa de juros com terceiros, impactando positivamente no endividamento da fintech. Diante disso, podemos entender que o sinal positivo apresentado está compatível com a POT, assim como o coeficiente estimado para o tamanho da empresa.

A variável LIQDZ (-0,0002) apresentou coeficiente negativo e significância estatística a 10%. Tal resultado é consistente com os preceitos da POT, de acordo com a qual, quanto maior a liquidez maior a possibilidade de viabilizar investimentos, como constatou o estudo de Maia *et al.* (2018), em sua análise de 151 bancos ao longo de vinte anos (1995 a 2016), no qual o índice de liquidez geral (-0,013) apresentou significância de 1% e sinal negativo.

A dummy PL (0,169), atribuída a instituições cujas dívidas superam o tamanho do ativo, apresentou relação direta e estatisticamente significativa (1%).

Adicionalmente optou-se por realizar dois testes estatísticos - modelo empilhado (pooled) e painel balanceado - para comprovar a robustez dos resultados, obtendo os resultados consistentes com os encontrados anteriormente em relação aos sinais dos coeficientes e a respectiva significância estatística de cada uma das variáveis analisadas. Em virtude da maior semelhança de resultados do modelo pooled com aquele apresentado na Tabela 4, optou-se por apresentar na Tabela 5 os resultados do modelo estimado para a amostra balanceada (*fintechs* presentes nos 11 semestres avaliados) composta por 61 *fintechs*, totalizando 671 observações:

Tabela 5 - Regressão da variável dependente ENDIV com painel balanceado

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	t	p-valor	
Constante	-1,124363	0,1856116	-6,06	0,000	***
TAM	0,1449683	0,0191902	7,55	0,000	***
ROA	-0,3290838	0,0627542	-5,24	0,000	***
CRESCIM	-0,5227936	0,4526615	-1,15	0,249	
OPCRED	0,0114347	0,0092665	1,23	0,218	*
LIQDZ	-0,0009264	0,0003168	-2,92	0,004	*
PL	0,3945777	0,0638522	6,18	0,000	***

Nota: Níveis de significância: ***significante a 1%; **significante a 5%; *significante a 10%.

Fonte: Dados da pesquisa (2024)

Conforme os dados apresentados no teste de robustez, os coeficientes mantiveram os sinais na mesma direção e magnitudes semelhantes, corroborando aos resultados encontrados na Tabela 4. A única diferença nos resultados do teste realizado com amostra balanceada foi na significância estatística para a variável OPCRED, que deixou de ter o seu coeficiente estimado como significativo. Conforme mencionado anteriormente, esse fato pode ser proveniente da covariância entre TAM e OPCRED, tendo o valor de correlação entre as duas variáveis aumentado para 0,85 na amostra balanceada.

Na presente pesquisa, foram assumidas três hipóteses com objetivo de testar a adesão, ou não, da amostra em relação à teoria proposta. De acordo com os resultados encontrados, o tamanho tem uma relação direta e estatisticamente significativa com o endividamento, fato este, convergente com a POT e consistente com a hipótese 1. A análise da rentabilidade sobre o ativo apresenta uma relação inversa com o endividamento, corroborando com a POT e confirmando a hipótese 2. Face aos resultados mistos da literatura, foi estabelecida uma hipótese que há relação das receitas de operações de crédito e endividamento, mas sem indicar sua direção. Os resultados apontam que essa relação é estatisticamente igual a zero para a amostra analisada, refutando a hipótese de pesquisa.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O objetivo deste estudo foi analisar os determinantes da estrutura de capital das *fintechs* de crédito atuantes no mercado brasileiro, à luz da teoria Pecking Order apresentada nos estudos de Myers (1984) e Myers e Majluf (1984), buscando verificar a capacidade preditiva dessa teoria com relação às escolhas de financiamento desse tipo de empresa. Para atingir tal objetivo foi investigada a relação entre o endividamento, proxy para estrutura de capital e as proxies que representam seus determinantes (tamanho da empresa, rentabilidade, oportunidade de crescimento, operações de crédito, liquidez e dívidas superior ao ativo), por meio de regressão linear múltipla, tomando como base o estudo desenvolvido por Djellali (2018). Nos testes foram utilizados dados de empresas financeiras, de porte até 1% do PIB, conhecidas como

fintechs de crédito, coletados por meio do site IF.Data do BCB. A amostra consiste de 171 instituições, observadas no período de 2018 a 2023.

Os resultados do estudo sugerem forte capacidade preditiva à POT, quanto a explicação da estrutura de capital das *fintechs* de crédito da amostra. Com base nos achados é possível afirmar que alguns fatores (tamanho da empresa, rentabilidade e liquidez) determinam as decisões de financiamento dos administradores e impactam a estrutura de capital das *fintechs* de crédito. Confirmando o esperado pela POT, o estudo encontrou sinal positivo para tamanho (TAM) e negativo para rentabilidade (ROA) e, com relação ao endividamento, confirmando as duas primeiras hipóteses propostas. A terceira hipótese que indicava haver relação entre oportunidade de crescimento e endividamento foi refutada. Possivelmente o motivo de não encontrar relação significativa entre essas variáveis seja proveniente do efeito líquido nulo em decorrência dos efeitos contrários que afetam empresas com características semelhantes às *fintechs* (positivo para oportunidade de crescimento em geral e negativo para empresas de base tecnológica).

Com relação aos aspectos metodológicos, é interessante ressaltar que a janela temporal assumida representa o período máximo possível para atender à pretensão do estudo de analisar as *fintechs* de crédito com funcionamento autorizado pelo BCB. Assim, o ano de 2018 constitui-se no marco legal a partir do qual, por meio da Resolução nº 4.656/2018, o BCB autorizou o funcionamento de instituições que realizam operações de empréstimo e de financiamento por meio de plataforma eletrônica.

Uma vez que o base de dados IF.Data não apresenta maiores informações com dados desagregados, não foi possível investigar sobre a relação da tangibilidade do ativo com o endividamento das *fintechs* de crédito. Dessa maneira, sugere-se para pesquisas futuras, explorar a influência da tangibilidade e da intangibilidade e a inserção de outras proxies relacionadas aos fatores macroeconômicos (como variação do PIB, taxa de juros e inflação) que possam elevar o nível de compreensão sobre o endividamento e as características das *fintechs*.

Por fim, pode-se afirmar que essa nova categoria de instituição financeira, as *fintechs* de crédito, embora em franco processo de crescimento e desenvolvimento, é ainda pouco analisada pela literatura, carecendo de estudos empíricos sobre sua estrutura de capital. Os resultados apresentados nessa pesquisa contribuem academicamente ao preencher essa lacuna, assim como contribui socialmente ao fornecer informações que possam subsidiar processos decisórios de investidores, stakeholders do setor financeiro, órgãos reguladores e demais usuários da informação contábil.

REFERÊNCIAS

- Albarez, T., & Valle, M. (2009). Impactos da assimetria de informação na estrutura de capital de empresas brasileiras abertas. *Revista Contabilidade & Finanças*, 20(51), 6-27.
- Barros, C. M. (2014). Identificação de Pontos Influentes em uma Amostra da Distribuição de Watson. Dissertação de Mestrado em Estatística, Universidade Federal de Pernambuco, Recife, PE.
- BCBS – Basel Committee on Banking Supervision. (2008). Principles for sound liquidity risk management and supervision. Switzerland: Bank for International Settlements (BIS). Recuperado de: <https://www.bis.org/publ/bcbs144.htm>.
- Brasil. (2018). Resolução nº 4.656, de 26 de abril de 2018. Recuperado de: https://www.bcb.gov.br/pre/normativos/busca/downloadNormativo.asp?arquivo=/Lists/Normativos/Attachments/50579/Res_4656_v1_O.pdf
- Chevallier, C., & Miloudi, A. (2014). Structure du capital des PME françaises de haute technologie. *ISEOR, Recherche en Sciences de Gestion*, (2), 83-100.
- Coleman, S., & Robb, A. (2012). Capital structure theory and new technology firms: is there a match? *Management Research Review*, 35(2), 106-120.
- Cordeiro, J. P. V. (2019). *Fintechs e inclusão financeira no Brasil: uma abordagem Delphi*. Dissertação de Mestrado, Escola Brasileira de Administração Pública e de Empresas, Centro de Formação Acadêmica e Pesquisa. Rio de Janeiro.
- Correa, C. A., Basso, L. F. C., & Nakamura, W. T. (2013). A estrutura de capital das maiores empresas brasileiras: análise empírica das teorias de pecking order e trade-off, usando panel data. *RAM. Revista de Administração Mackenzie*, 14(4), 106-133.
- Dermine, J. (2017). Digital disruption and bank lending. *European Economy – Banks, Regulation, and the Real Sector*, Ano 3, Assunto 2, p. 63-76.
- Distrito (2023). Distrito Fintech Report 2023. Recuperado de: https://materiais.distrito.me/report/fintech-report#hs_cos_wrapper_widget_1617378814311_>.
- Diemers, D., Lamaa, A., Salamat, J., & Steffens, T. (2015). Developing a finTech ecosystem in the GCC. *Dubai: Strategy*, 1-16.
- Djellali, Y. (2018). La structure du capital des *fintechs* françaises: la théorie du financement hiérarchique a-t-elle une capacité prédictive de la structure du capital des *fintechs* françaises?. *Gestion et management*. Recuperado de: <https://dumas.ccsd.cnrs.fr/dumas-02281594/document>
- Frank, M. Z., & Goyal, V. K. (2003). Testing the pecking order theory of capital structure. *Journal of Financial Economics*, 67, 217-24.
- Giaretta, Elisa; Chesini, Giusy (2021). The determinants of debt financing: The case of fintech start-ups. *Journal of Innovation & Knowledge*, 6(4), 268-279.
- Gil, A. C. (2002). Como elaborar projetos de pesquisa (4ª ed.). São Paulo: Atlas.

- Henrique, M. R., Silva, S. B., Soares, W. A., & Da Silva, S. R. (2018). Determinantes da estrutura de capital de empresas brasileiras: uma análise empírica das teorias de Pecking Order e Trade-Off no período de 2005 e 2014. *Revista Ibero Americana de Estratégia*, 17(1), 130-144.
- Jucá, M. N. (2011). Determinantes da estrutura de capital dos bancos brasileiros e norte americanos. (Tese de Doutorado). Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Lai, X., Yue, S., Guo, C., & Zhang, X. (2023). Does FinTech reduce corporate excess leverage? Evidence from China. *Economic Analysis and Policy*, 77, 281-299.
- Lee, I., & Shin, Y. (2018). Fintech: Ecosystem, business models, investment decisions, and challenges. *Business Horizons*, 61(1), 35-46.
- Li, Y., Spigt, R., & Swinkels, L. (2017). The impact of fintech start-ups on incumbent retail banks' share prices. *Financial Innovation*, 3(1), 26.
- Maia, L. L., Castro, M. C. C. S., & Lamounier, W. M. (2018). Determinantes da estrutura de capital das instituições financeiras do Brasil. In *USP International Conference in Accounting* (Vol. 18, p. 2018).
- Moreschi, R. K., Neuhaus, L., Fischer, A., & Oro, I. M. (2018). Reflexos da crise financeira de 2008 sobre liquidez, capital de terceiros e rentabilidade dos bancos listados na BM&FBOVESPA. *Caderno de Administração*, 26(1), jan.-dez./2018.
- Myers, S. C. (1984). The capital structure puzzle. *The Journal of Finance*, 39(3), 574-592.
- Myers, S. C., & Majluf, N. S. (1984). Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have. *Journal of financial economics*, 13(2), 187-221.
- Myers, S. C. (2001). Capital structure. *The Journal of Economic Perspectives*, 15(2), 81-102.
- Oliveira, J. F. R., Viana Junior, D. B. C., Ponte, V. M. R., & Domingos, S. R. M. (2017). Indicadores de desempenho e valor de mercado: uma análise nas empresas listadas na BM&FBOVESPA. *Revista Ambiente Contábil*, 9(2), 240-258.
- Oliveira, L. F. (2018). Determinantes da estrutura de capital de bancos e cooperativas de crédito brasileiras (Dissertação de mestrado). Universidade do Vale do Rio dos Sinos - UNISINOS.
- Padoveze, C. L. (2009). *Controladoria estratégica e operacional* (2a ed.). Cengage Learning.
- Philippon, T. (2016). The FinTech Opportunity. National Bureau of Economic Research. Recuperado de: <http://www.nber.org/papers/w22476.pdf>
- Pinto, A. F., & de Souza Costa, P. (2019). Book-tax differences e estrutura de capital: uma análise à luz da teoria Pecking Order. *Enfoque Reflexão Contábil*, 38(3), 111-124.
- Qin, J., & Liu, X. (2023). Financing structure, ownership concentration and business performance of financial technology listed companies. *Accounting and Corporate Management*, 5(9), 51-60.
- Rajan, R. G., & Zingales, L. (1994). What do we know about capital structure? Some evidence from international data (Working Paper No. 4875).
- Sales, S. F., & Carvalho, L. (2018). Avaliação da eficiência e retornos de bancos brasileiros após fusões e incorporações. *ReFAE – Revista da Faculdade de Administração e Economia*, 9(1), 2-14.
- Sampaio, T. S. L., Pinheiro, A. B., Rodrigues, R. C., & Lameu, E. V. M. (2021). Aderência a teoria Pecking Order pelas firmas brasileiras: uma análise multisetorial. *Revista Ambiente Contábil*, 13(1), 151-180.
- Santos, M. V. B. dos, Ely, R. A., & Carraro, A. (2020). Regulamentação das *fintechs* e seus efeitos nas atividades dos bancos comerciais. In *Anais do Congresso ANPEC, Evento on-line*, Brasil.
- Silva, A., Santos, J. F. dos, Ramos, R. S., & Freitas, M. A. L. (2019). Determinantes da estrutura de capital dos bancos brasileiros. *Revista de Gestão, Finanças e Contabilidade*, 9(2), 59-76.
- Tani, B. B., & Albanez, T. (2016). Decisões de financiamento das companhias listadas nos diferentes segmentos de governança da BM&FBovespa segundo a teoria de Pecking Order. *Contabilidade, Gestão e Governança*, 19(2), 317-334.
- Vanacker, T. R., & Manigart, S. (2010). Pecking Order and debt capacity considerations for high-growth companies seeking financing. *Small Business Economics*, 35(1), 53-69.
- Zarruk, H., El Ghak, T., & Bakhouch, A. (2021). Exploring economic and technological determinants of fintech startups' success and growth in the United Arab Emirates. *Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity*, 7(1), 50.
- Walchek, S. (2015). The unbundling of finance. *TechCrunch*. Recuperado de: <https://techcrunch.com/2015/05/29/the-unbundling-of-finance/>
- Wolf, A. P. (2020). Evolução estrutural do mercado brasileiro de produtos e serviços financeiros do ano de 2008 a 2018 e avaliação da maturidade dos novos entrantes (Dissertação de mestrado). Universidade Federal do Paraná.
- World Bank. (2017). Payment systems and remittances. Recuperado de: <http://www.worldbank.org/en/topic/paymentsystems-remittances>