



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA PARAÍBA  
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS  
DEPARTAMENTO DE FINANÇAS E CONTABILIDADE  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS ATUARIAIS**

**BRENDA MORAIS DE ALMEIDA**

**RELAÇÃO ENTRE *RATINGS* DE CRÉDITO E O CUSTO DE CAPITAL DE  
EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO CONSIDERANDO O MODELO *EXPOSURE  
AT DEFAULT***

**JOÃO PESSOA  
2025**

**BRENDA MORAIS DE ALMEIDA**

**RELAÇÃO ENTRE *RATINGS* DE CRÉDITO E O CUSTO DE CAPITAL DE  
EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO CONSIDERANDO O MODELO *EXPOSURE  
AT DEFAULT***

Monografia apresentada ao Curso de Ciências Atuariais, do Centro de Ciências Sociais Aplicadas, da Universidade Federal da Paraíba, como requisito parcial para a obtenção do grau de Bacharela em Ciências Atuariais.

Orientador(a): Profa. Dra. Anna Paola Fernandes Freire

**JOÃO PESSOA  
2025**

**Catálogo na publicação**  
**Seção de Catalogação e Classificação**

A447r Almeida, Brenda Morais de.

Relação entre ratings de crédito e o custo de capital de empresas de capital aberto considerando o modelo Exposure at Default / Brenda Morais de Almeida.  
- João Pessoa, 2025.

88 f. : il.

Orientação: Anna Paola Fernandes Freire.  
TCC (Graduação) - UFPB/CCSA.

1. Custo de capital. 2. Rating de crédito. 3. Exposure at Default (EAD). I. Freire, Anna Paola Fernandes. II. Título.

UFPB/CCSA

CDU 368

**BRENDA MORAIS DE ALMEIDA**

**RELAÇÃO ENTRE *RATINGS* DE CRÉDITO E O CUSTO DE CAPITAL DE  
EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO CONSIDERANDO O MODELO *EXPOSURE*  
*AT DEFAULT***

Esta monografia foi julgada adequada para a obtenção do grau de Bacharela em Ciências Atuariais, e aprovada em sua forma final pela Banca Examinadora designada pela Coordenação do TCC em Ciências Atuariais da Universidade Federal da Paraíba.

**BANCA EXAMINADORA**

Documento assinado digitalmente  
 ANNA PAOLA FERNANDES FREIRE  
Data: 07/05/2025 19:46:35-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Presidente(a): Profa. Dra. Anna Paola Fernandes Freire  
Instituição: UFPB

Documento assinado digitalmente  
 CARITSA SCARTATY MOREIRA  
Data: 07/05/2025 19:18:57-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Membro: Profa. Dra. Caritsa Scartaty Moreira  
Instituição: UFPE

Documento assinado digitalmente  
 MOISES ARAUJO ALMEIDA  
Data: 08/05/2025 08:48:18-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Membro: Prof. Dr. Moisés Araújo Almeida  
Instituição: UFPB

João Pessoa, 28 de Abril de 2025.

## DECLARAÇÃO DE AUTORIA PRÓPRIA

Eu, Brenda Morais de Almeida, matrícula nº 20200024743, autora do Trabalho de Conclusão de Curso intitulado **RELAÇÃO ENTRE RATINGS DE CRÉDITO E O CUSTO DE CAPITAL DE EMPRESAS DE CAPITAL ABERTO CONSIDERANDO O MODELO *EXPOSURE AT DEFAULT***, orientada pela professora Anna Paola Fernandes Freire, como parte das avaliações do Curso de Ciências Atuariais no período letivo 2024.2 e requisito parcial à obtenção do grau de Bacharela, declaro que o trabalho em referência é de minha total autoria, não tendo sido copiado ou extraído, seja parcial ou integralmente, de forma ilícita de nenhuma fonte, além daquelas públicas consultadas e corretamente referenciadas ao longo do trabalho, obedecendo aos padrões nacionais para referências diretas e indiretas, ou daquelas cujos dados resultaram de investigações empíricas por mim realizadas para fins de produção deste trabalho. Afirmando que em hipótese alguma representa plágio de material disponível em qualquer meio, e declaro, estar ciente das penalidades previstas nos artigos 184 e 298 do Decreto-Lei nº 2.848/1940 – Código Penal Brasileiro, como também declaro não infringir nenhum dispositivo da Lei n.º 9.610/98 – Lei dos Direitos Autorais.

Assim, se houver qualquer trecho do texto em questão que configure o crime de plágio ou violação aos direitos autorais, assumo total responsabilidade, ficando a Instituição, o orientador e os demais membros da banca examinadora isentos de qualquer ação negligente da minha parte, ou pela veracidade e originalidade desta obra, cabendo ao corpo docente responsável pela sua avaliação não aceitá-lo como Trabalho de Conclusão de Curso da Universidade Federal da Paraíba - UFPB, no Curso de Ciências Atuariais, e, por conseguinte, considerar-me reprovada no Trabalho de Conclusão de Curso.

Por ser verdade, firmo a presente.

João Pessoa, 28 de de Abril de 2025.

Documento assinado digitalmente  
 **BRENDA MORAIS DE ALMEIDA**  
Data: 07/05/2025 19:15:01-0300  
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

---

Assinatura da discente

Dedico este trabalho ao meu marido, (Lucas Bossan), ao meu filho (Bernardo Bossan), aos meus pais (Anildo Almeida e Fabíola Moraes) e ao meu irmão (Bruno Almeida), por todo o esforço, a dedicação e o apoio em cada momento de minha vida.

## AGRADECIMENTOS

Ao chegar ao final desta jornada posso afirmar que tudo só foi possível graças ao amor, à paciência, ao apoio e ao incentivo de pessoas muito especiais que fizeram toda a diferença em minha vida. A cada uma delas que estive ao meu lado durante essa jornada desafiadora e gratificante, dedico minha gratidão e esse trabalho.

A Deus eu agradeço, por me guiar e me sustentar nos momentos de maior dificuldade, mesmo eu não sendo tão presente. Mas para cada desafio e para cada vitória, Ele esteve presente ao meu lado, nunca me deixando sozinha. Obrigada Senhor por sempre iluminar meu caminho e me dar forças para não desistir.

Aos meus pais, que me ensinaram desde cedo o valor da educação e da perseverança. A vocês o meu mais profundo agradecimento, por sempre me apoiarem incondicionalmente, por me mostrarem o que o amor e o apoio da família são a base de todas as conquistas.

Ao meu irmão Bruno, por ser mais que um irmão: um amigo, alguém que sempre acreditou em mim, alguém que sempre me ajudou, alguém que vive me trazendo para o lado da fé. Você me deu forças, me deu amor, me deu alegria.

Ao meu marido, por ser meu porto seguro, por dividir comigo cada vitória e cada lágrima ao longo dessa caminhada. Todo o sacrifício que você tomou, me permitindo finalizar mais uma etapa, jamais será esquecido. Seu amor, apoio, dedicação e companheirismo foram meu impulso quando eu já não encontrava forças em mim mesma. Obrigada por todo sorriso, por toda sabedoria, por toda força que você me proporciona.

Ao meu filho, que chegou em meio ao turbilhão para somar e transformar a minha vida de uma forma que eu nunca imaginei. Você me ensina a ser forte, a encontrar coragem onde eu não sabia que existia, me deu um novo propósito. Cada noite em claro e cada sorriso seu me lembram que tudo vale a pena, e que por você eu enfrentaria qualquer desafio.

E, aos meus amigos, que foram luz nos momentos difíceis, que me fizeram sorrir quando eu pensava em desistir e que me deram força para acreditar que eu era capaz. Eu jamais esquecerei a importância de cada palavra de encorajamento e cada gesto de carinho.

A cada um de vocês, meu coração transborda de gratidão. Este trabalho é, sem dúvida, a soma dos nossos esforços, dos nossos sonhos, e da nossa esperança. Obrigada por acreditarem em mim e por caminharem ao meu lado. Este momento é tão meu quanto é de vocês.

“Por vezes sentimos que aquilo que fazemos não é senão uma gota de água no mar. Mas o mar seria menor se lhe faltasse uma gota.”

Madre Teresa de Calcutá

## RESUMO

A definição adequada do custo de capital é essencial para a tomada de decisão financeira, e fatores como risco de crédito podem influenciar diretamente sua estimativa. Nesse contexto, os *ratings* de crédito são amplamente utilizados como indicadores do risco percebido por investidores e credores. Diante disso, esta pesquisa teve por objetivo analisar a relação entre os *ratings* de crédito e o custo de capital de empresas não financeiras de capital aberto no Brasil, à luz do modelo *Exposure at Default* (EAD). A amostra foi composta por 64 empresas listadas na [B]<sup>3</sup>, *Fitch Ratings* e Refinitiv, e as variáveis principais incluíram o *rating* de crédito, o custo de capital (WACC, com base no modelo CAPM) e contas a receber (*proxy* para EAD), incluindo dados de 2015 a 2024. A metodologia empírica, utilizou dados em painel e o estudo foi estruturado em quatro fases: tratamento dos dados; análise da relação entre *rating* e WACC; análise conjunta entre *ratings*, EAD e WACC; e avaliação setorial para identificar variabilidade por segmento de atuação. Os resultados indicam que, de forma isolada, o *rating* de crédito não se mostrou um preditor eficiente do custo de capital, no entanto, ao considerar o EAD e os setores de atuação, foi possível identificar padrões relevantes, reforçando a importância da análise setorial na gestão do custo de capital. Como contribuição, os achados podem auxiliar gestores e investidores na formulação de estratégias financeiras mais eficazes, considerando as especificidades setoriais e os riscos de crédito implícitos.

**Palavras-chave:** Custo de Capital. *Rating* de Crédito. *Exposure at Default*.

## ABSTRACT

The proper definition of the cost of capital is essential for financial decision-making, and factors such as credit risk can directly influence its estimation. In this context, credit ratings are widely used as indicators of the risk perceived by investors and creditors. Accordingly, this research aimed to analyze the relationship between credit ratings and the cost of capital of non-financial publicly traded companies in Brazil, in light of the Exposure at Default (EAD) model. The sample consisted of 64 companies listed on [B]³, Fitch Ratings, and Refinitiv, and the main variables included credit ratings, cost of capital (WACC, based on the CAPM model), and accounts receivable (used as a proxy for EAD), covering data from 2015 to 2024. The empirical methodology employed panel data analysis, and the study was structured in four phases: data treatment; analysis of the relationship between rating and WACC; joint analysis of ratings, EAD, and WACC; and sectoral assessment to identify variability by industry segment. The results indicate that, in isolation, credit ratings did not prove to be an efficient predictor of the cost of capital. However, when considering EAD and industry sectors, relevant patterns emerged, reinforcing the importance of sectoral analysis in capital cost management. As a contribution, the findings may assist managers and investors in formulating more effective financial strategies, taking into account sectoral specificities and implicit credit risks.

**Key- Words:** Cost of Capital. Credit Rating. Exposure at Default.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Gráfico 1 - Distribuição dos dados do WACC.....	58
Gráfico 2 - Distribuição dos dados do rating.....	59
Gráfico 3 - Distribuição dos dados do EAD.....	60
Gráfico 4 - Matriz de Correlação entre WACC, Rating, EAD e Ano.....	60
Gráfico 5 - Comparação do WACC por Duração da Série Temporal.....	61
Gráfico 6 - Evolução do WACC em empresas com 10 anos de dados.....	62
Gráfico 7 - Análise da relação bruta entre WACC e Rating.....	66
Gráfico 8 - Relação entre WACC, EAD e Rating.....	67

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Quadro 1 - Classificação de crédito segundo Fitch Ratings.....	30
Quadro 2 - Classificação de crédito segundo Moody's.....	31
Quadro 3 - Tipos de Ratings segundo Moody's e Fitch.....	32
Quadro 4 - Tratamento inicial dos dados.....	42
Quadro 5 - Metodologia dos Tratamentos.....	44
Quadro 6 - Critérios de suficiência temporal.....	46
Quadro 7 – Codificação do Ratings de Crédito.....	48
Quadro 8 - Relação das variáveis rating de crédito e WACC.....	48
Quadro 9 - Análise da qualidade do primeiro modelo e ajustes.....	49
Quadro 10 - Relação das variáveis rating de crédito, WACC e EAD.....	51
Quadro 11 - Análise da qualidade do segundo modelo e ajustes.....	52
Quadro 12 - Processos de melhoramento do modelo setorial.....	54
Quadro 13 - Resultados do tratamento dos dados.....	56
Quadro 14 - Testes de qualidade e modelos ajustados.....	62
Quadro 15 - Testes de qualidade e modelos ajustados da terceira fase....	68

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Análise de Painel: Relação entre WACC e Rating.....	65
Tabela 2 - Análise de Painel: Relação entre WACC, Rating e EAD.....	70
Tabela 3 - Comparação de Modelos: Efeitos Fixos vs Aleatórios vs Temporais.....	72
Tabela 4 - Comparação entre Modelos de Efeitos Fixos e Interações.....	74
Tabela 5 - Análise Individual por Setor.....	76

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

[B] <sup>3</sup>	Brasil, Bolsa, Balcão
BACEN	Banco Central do Brasil
CAPM	<i>Capital Asset Pricing Model</i>
CMN	Conselho Monetário Nacional
CSLL	Contribuição Social sobre o Lucro Líquido
CVM	Comissão de Valores Mobiliários
EAD	<i>Exposure at Default</i> (Exposição à Inadimplência)
FCC	Fator de Conversão ao Crédito
IFRS	<i>International Financial Reporting Standards</i>
IR	Imposto de Renda
IRB	<i>Internal Ratings-Based Approach</i>
LGD	<i>Loss Given Default</i> (Perda Dada a Inadimplência)
PD	<i>Probability of Default</i> (Probabilidade de Inadimplência)
S&P	Standard & Poor's
WACC	<i>Weighted Average Cost of Capital</i>

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO.....</b>	<b>17</b>
1.1 PROBLEMA DE PESQUISA.....	20
1.2 OBJETIVOS.....	20
<b>1.2.1 Objetivo geral.....</b>	<b>20</b>
<b>1.2.2 Objetivos específicos.....</b>	<b>20</b>
1.3 JUSTIFICATIVA.....	21
<b>2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....</b>	<b>23</b>
2.1 CUSTO DE CAPITAL.....	23
2.2 RATING DE CRÉDITO.....	29
2.3 EXPOSIÇÃO AO RISCO DE CRÉDITO (EAD).....	34
2.4 ESTUDOS RELEVANTES.....	36
2.5 HIPÓTESES DE PESQUISA.....	39
<b>3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....</b>	<b>41</b>
3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA.....	41
3.2 POPULAÇÃO E AMOSTRA.....	42
3.3 PROCEDIMENTOS DE COLETA DE DADOS.....	43
3.4 MÉTODOS DE ANÁLISE DOS DADOS.....	44
<b>4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS.....</b>	<b>56</b>
<b>5 CONCLUSÃO.....</b>	<b>80</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>83</b>
<b>APÊNDICE.....</b>	<b>88</b>
APÊNDICE A - TESTES DE ESTACIONARIEDADE.....	88

## 1 INTRODUÇÃO

Diante do crescente desenvolvimento do mercado global, as empresas enfrentam desafios cada vez maiores na captação e na alocação eficiente de recursos financeiros. A estrutura de capital de uma organização, composta por recursos próprios e de terceiros, é um dos principais determinantes do seu desempenho e sustentabilidade no longo prazo. A tomada de decisão sobre a composição ideal entre capital próprio e capital de terceiros influencia diretamente a rentabilidade, a liquidez e a exposição ao risco da empresa (Brigham e Ehrhardt, 2016).

A busca por financiamento pode ocorrer de diversas maneiras, como, por exemplo, a captação de investidores, no entanto, ela traz consigo riscos inerentes, pois a necessidade de retorno sobre o investimento pode gerar pressões operacionais e estratégicas. Segundo Trapp e Corrar (2005, p. 1), “a gestão de riscos é um dos principais fatores para a sobrevivência de qualquer empresa”, enfatizando a importância do conhecimento e da gestão adequada dos riscos no ambiente empresarial, visto que a exposição a incertezas pode comprometer não apenas a lucratividade, mas também a continuidade do negócio.

Com isso, as empresas buscam alinhar suas estratégias de crescimento com estratégias de mitigação e controle dos riscos, para assim melhor gerirem a organização, tornando-se mais eficientes e eficazes (Tonello, 2021). Isso inclui a adoção de boas práticas em governança corporativa, compliance e análise contínua dos fatores internos e externos que podem impactar sua decisão. Além disso, a eficiência e a eficácia na gestão empresarial dependem do monitoramento constante dos riscos, possibilitando respostas mais ágeis e assertivas diante de mudanças no ambiente de negócios (Tonello, 2021).

Conceitualmente, sugere-se que essas práticas de risco devem ser sustentadas pela ABNT NBR ISO 31000:2009, que estabelece princípios e diretrizes para a gestão de risco, no qual se observam a identificação de potenciais problemas, antecipação e mitigação dos riscos, além de tomar decisões que reduzam a sua probabilidade de ocorrência e o seu impacto, respectivamente. Para isso, grandes empresas reguladoras e de referência no mercado expõem em relatórios periódicos práticas comuns e atuais para minimizar as perdas e seus impactos, auxiliando-as na construção de um ambiente mais seguro e resiliente.

Do ponto de vista financeiro, a autoridade monetária responsável por garantir a formulação e a execução de políticas econômicas no Brasil é o Banco Central do Brasil (BACEN). Tendo em vista tais funções, a Resolução BACEN nº 229, de 12 de maio de 2022, trouxe uma maior “sensibilidade” quanto a exposição ao risco de crédito por melhorar o conceito de exposição para o mercado financeiro, levando a uma diminuição no capital voltado para pagamento do risco de crédito no ano de 2023. Em seu Relatório de Estabilidade Financeira de abril de 2024, na qual retomou a importância da exposição ao risco de crédito, apontou as recentes mudanças regulatórias referente à “robustez” da análise de capital, em que houve um enfoque nos cálculos relacionados a tal risco.

Assim como no mercado financeiro, o risco de crédito (possibilidade de não liquidação das obrigações financeiras), está presente em todas as instituições. Exemplo disso é a Brasil, Bolsa, Balcão ([B]<sup>3</sup>), bolsa de valores do Brasil que se submete à regulamentação e supervisão do BACEN, estando exposta a alguns riscos, tais como: o risco de crédito, de mercado e de liquidez. Em seu Manual de Administração de Risco da Câmara [B]<sup>3</sup>, atualizado em 2021, tem-se que em exemplo ao risco de crédito, o risco de inadimplência (possibilidade de perdas oriundas do não recebimento dos pagamentos previstos) é apontado como a principal fonte de risco, visto que caso essa perda ocorra, a instituição estará em exposição direta aos riscos de mercado e de liquidez.

Vale ressaltar que tal situação também pode ser encontrada em diversas outras empresas, seguindo normas nacionais e internacionais como a Instrução da Comissão de Valores Mobiliários (CVM) nº 480/2009, a Instrução CVM nº 552/2014 ou a *International Financial Reporting Standards 9 (IFRS - 9)*, orientando-as em como devem avaliar, descrever e gerenciar seus riscos, inclusive o risco de crédito.

Para as empresas, a gestão de risco de crédito tem abordagem nas perdas esperadas, na qual corresponde a combinação da exposição ao risco de crédito, à probabilidade de inadimplência e à perda dada à inadimplência, como apontado no Acordo de Basileia II (BIS, 2004). Além disso, em empresas de capital aberto existem diversos outros fatores que podem afetar o seu custo de capital, tais como as despesas. Com relação a elas para obter recursos financeiros, o custo de capital serve como a taxa mínima de retorno que a empresa utiliza para cobrir os gastos de seus projetos, considerando em seu cálculo os riscos da empresa (Modigliani e Miller, 1958).

Ou seja, o custo de capital é considerado parâmetro para determinar a viabilidade de novos investimentos (Damodaran, 2012), tornando-se essencial para o processo de tomada de decisão, principalmente aqueles que rodeiam as aplicações de capitais e os financiamentos com expectativa de um benefício futuro. Isso revela que um fator influenciador no custo de capital é o risco, pois caso a empresa o identifique e seja grande, seu custo também será maior, principalmente porque seus acionistas exigirão um prêmio maior, o que afeta também a sua capacidade de pagamento das suas obrigações financeiras (Brealey, Myers, Allen, 2013).

Isso permite pensar que a saúde financeira de uma empresa está ligada a sua capacidade de pagamento de dívidas, sendo fator importante na avaliação por parte dos investidores. Com isso algumas agências de classificação de crédito analisam as empresas de capital aberto e as classificam conforme, por exemplo, o seu nível de endividamento e a capacidade de pagamento (Standard & Poor's, 2019). No entanto, essa avaliação também leva em conta outros aspectos financeiros e operacionais, como fluxo de caixa, governança corporativa, exposição a riscos de mercado e ambiente regulatório.

Nessa conjuntura, tem-se os *ratings* de crédito que são considerados como uma classificação de crédito importante para avaliar a qualidade do risco da empresa, no qual impacta diretamente seu custo de capital. Empresas com *ratings* de crédito mais altos são vistas como menos arriscadas, o que resulta em um custo de capital mais baixo, ou seja, menor será o custo de financiamento (Brigham e Ehrhardt, 2016). Por outro lado, empresas com *ratings* mais baixos enfrentam maiores custos financeiros devido ao risco percebido de inadimplência, o que leva os investidores a exigirem maior remuneração pelo risco, em outras palavras, implica no aumento do custo de dívida da empresa (Modigliani e Miller, 1958).

Do ponto de vista empírico, a visualização dessa relação entre risco de crédito e o custo de capital pode ser abordada por meio de abordagens que estimam a exposição de uma empresa ao risco de inadimplência. Uma dessas abordagens, explorada neste estudo, envolve o conceito de *Exposure at Default* (EAD), em que, de forma geral, busca estimar o valor que pode estar em risco em caso de descumprimento das obrigações por parte de um devedor, sendo fundamental para a análise do risco de crédito (Assaf Neto, 2014). Por meio do EAD, as empresas podem estimar o impacto do risco de inadimplência em seu custo de capital, uma

vez que uma maior exposição ao risco pode elevar tal custo e, conseqüentemente, aumentar o custo de financiamento, especialmente para aquelas com *ratings* de crédito mais baixos (Modigliani e Miller, 1958).

Portanto, é possível notar a importância do gerenciamento de riscos para as organizações visto que ele não apenas contribui para a mitigação de incertezas e ameaças, como também aprimora a capacidade de tomada de decisão estratégica. Ao implementar uma gestão de risco eficaz, as empresas conseguem antecipar e minimizar impactos negativos, garantindo maior resiliência diante de crises e mudanças no mercado. Dessa forma, as organizações tornam-se mais sustentáveis, estáveis e rentáveis no longo prazo, assegurando sua competitividade e continuidade no cenário global (COSO III, 2017).

## 1.1 PROBLEMA DE PESQUISA

Diante deste contexto, a presente pesquisa visa responder a seguinte pergunta: “Qual é a relação entre os *ratings* de crédito e o custo de capital de empresas não financeiras de capital aberto no Brasil, considerando o modelo EAD (*Exposure at Default*)?”

## 1.2 OBJETIVOS

### 1.2.1 Objetivo geral

Analisar a relação entre os *ratings* de crédito e o custo de capital de empresas não financeiras de capital aberto no Brasil, levando em consideração o modelo EAD.

### 1.2.2 Objetivos específicos

a) Avaliar como diferentes níveis de *ratings* de crédito se relacionam ao custo de capital próprio e de terceiros de empresas não financeiras de capital aberto no Brasil;

b) Examinar o impacto do modelo EAD sobre o custo de capital próprio e de terceiros;

c) Comparar empresas de diferentes setores da [B]<sup>3</sup> para identificar possíveis variações setoriais.

### 1.3 JUSTIFICATIVA

Focado para analistas, gestores financeiros e investidores, a análise da relação entre os diferentes níveis de *ratings* de crédito e o custo de capital das empresas, utilizando o modelo EAD como base de aprofundamento, tendem a tornar as avaliações mais claras acerca dos riscos associados às estruturas de capital das empresas de sociedade anônima, levando a otimização das estratégias de investimentos, tanto das próprias empresas, como para os investidores (BIS, 2004; Assaf Neto, 2014).

Embora o modelo EAD seja amplamente utilizado por instituições financeiras para mensurar riscos de crédito em operações de crédito e securitização, observa-se uma lacuna na literatura acadêmica nacional quanto à sua aplicação em empresas não financeiras e à análise de sua influência sobre o custo de capital. Com isso, a presente pesquisa busca suprir essa carência ao analisar como a exposição à inadimplência, medida por meio do EAD, pode afetar o custo de capital das empresas não financeiras de capital aberto. A proposta é fornecer uma estimativa mais detalhada sobre o risco de crédito, podendo levar ao melhoramento do *ranking* de crédito e por consequência reduzir o custo de capital (Standard & Poor's, 2019).

Dito isso, o presente estudo apresenta sólida relevância para um ambiente econômico cada vez mais globalizado e competitivo, no qual a gestão eficiente do risco de crédito e o acesso a capital com custos adequados se tornam fatores determinantes para o sucesso e a sustentabilidade das empresas. Em outras palavras, o estudo oferece contribuição prática significativa para o mercado de trabalho por meio do melhoramento da avaliação na capacidade de pagamento das empresas e do processo de tomada de decisões relacionadas a financiamento, investimento e gestão de risco.

Para as empresas, ao explorar a relação entre *ratings* de crédito e o custo de

capital, melhorar a percepção de risco no mercado, reduz custos financeiros e acessa melhores condições de crédito. Além disso, medir a exposição ao risco de inadimplência e o quão ele afeta o custo de captação de recursos se torna vital para áreas como planejamento financeiro e consultoria estratégica.

Ademais, este estudo também é relevante para o meio acadêmico, pois oferece contribuições relevantes ao expandir o conhecimento acerca do impacto do risco de crédito no mercado financeiro, sendo uma oportunidade, como apresentada anteriormente, para preencher lacunas na literatura acadêmica. Ao adaptar modelos amplamente usados no exterior, como o EAD, e expandir sua utilização para empresas de todos os setores, não apenas o financeiro, a pesquisa contribui para o desenvolvimento de ferramentas que possam ser utilizadas por futuros pesquisadores e profissionais na modelagem e gestão do risco de crédito.

Por fim, a realização deste trabalho proporciona um aprendizado além do domínio teórico, sendo abrangente e prático, envolvendo o desenvolvimento de habilidades analíticas, como coleta e tratamento de dados financeiros, aplicação de modelos quantitativos, interpretação de resultados e comunicação clara das conclusões. Tais competências servem de preparação para atuar em funções de mercado, como analista financeiro, consultor estratégico ou gestor de risco, contribuindo para o crescimento como um profissional mais capacitado e confiante.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A fundamentação teórica deste trabalho busca embasar a análise da relação entre *ratings* de crédito e o custo de capital, considerando o modelo EAD, a partir de conceitos-chave da gestão financeira, explorando o conceito de custo de capital (custo de dívida e custo do capital próprio) e como ele afeta as decisões financeiras das empresas.

Além disso, é necessário compreender o papel dos *ratings* de crédito como indicadores de risco emitidos por agências especializadas, os quais refletem a capacidade das empresas de honrar suas obrigações financeiras e influenciam diretamente a percepção dos investidores sobre o risco envolvido.

Em seguida, o modelo EAD é apresentado como uma ferramenta para medir a exposição ao risco de inadimplência, permitindo uma análise mais aprofundada sobre o impacto deste risco nas condições de financiamento e na estrutura de capital.

Por fim, são apresentados alguns estudos relevantes para maior embasamento acerca dos assuntos abordados, a fim de demonstrar as relações entre as variáveis, já observadas por outros pesquisadores.

### 2.1 CUSTO DE CAPITAL

A contribuição inicial da teoria sobre custo de capital foi evidenciada por Modigliani e Miller (1958) na qual afirmam que o custo de capital é a taxa de retorno exigida pelos investidores, para que aceitem investir na empresa, considerando o risco associado aos fluxos de caixa futuros da empresa. Já para Brealey, Myers e Allen (2013), o custo de capital é a taxa de retorno esperada em uma carteira com todos os títulos da empresa, em que tal carteira, geralmente, inclui a dívida e o capital próprio. Conforme apresentado por Assaf Neto (2014), entende-se como custo de capital a taxa mínima de retorno que uma empresa deve alcançar para satisfazer as expectativas de seus credores e acionistas.

Representando a remuneração mínima exigida, o custo de capital se torna um indicador de atratividade das decisões de investimento, podendo levar ao aumento do valor de mercado da empresa e da riqueza dos acionistas (Brealey; Myers; Allen, 2013). Seu entendimento e compreensão dos seus componentes e modelos

influencia as decisões financeiras, otimizando as estruturas de capital, especialmente seus passivos (Ross; Westerfield; Jaffe, 2009).

Por exemplo, para uma boa estratégia financeira de financiamento, é necessário ter como objetivo estratégico a procura por minimizar o custo de capital das empresas, promovendo o incremento de seu valor de mercado (Damodaran, 2004). Segundo Brigham e Ehrhardt (2016), uma gestão financeira eficaz busca estruturar os passivos de maneira eficiente, reduzindo os custos de financiamento e garantindo a competitividade e sustentabilidade financeira no longo prazo.

Modigliani e Miller (1958) argumentam que, em um mercado perfeito (sem impostos, custo de falência ou assimetrias de informação), o custo de capital de uma empresa não é afetado pela sua estrutura de capital (a proporção de dívida e patrimônio), pois o valor total de uma empresa é independente de sua composição de financiamento, ou seja, não ganha valor apenas por aumentar sua alavancagem.

O custo de capital médio é composto principalmente pelo custo de dívida e pelo custo do capital próprio (*equity*) (Assaf Neto, 2014). O custo de dívida ( $k_d$ ), ou custo do capital de terceiros, pode ser compreendido como a taxa que a empresa paga sobre seus empréstimos e financiamentos, ajustada pelo benefício fiscal decorrente da dedutibilidade dos juros, como mostra a Equação 1:

$$k_d = i \times (1 - T) \quad (1)$$

Sendo:

- $k_d$ : custo da dívida ajustado pelo imposto (taxa efetiva);
- $i$ : taxa de juros nominal (custo bruto da dívida);
- $T$ : alíquota de imposto de renda (benefício fiscal sobre os juros).

O custo do passivo é calculado após a incidência dos tributos sobre o lucro da empresa, visto que os juros sobre dívidas é dedutível tanto no cálculo do imposto de renda da empresa (IR) quanto na Contribuição Social sobre o Lucro Líquido (CSLL), levando a redução do custo efetivo de dívida que é combinada com esses tributos. Entretanto, para encontrar o custo bruto da dívida ( $i$ ) deverá ser realizada a divisão entre as despesas financeiras e o passivo gerador das despesas financeiras, ou seja, o passivo oneroso, que é representado pela soma das debêntures, dos

empréstimos e dos financiamentos de curto e longo prazo.

Já se tratando do benefício fiscal, representado ao final da Equação 1, Assaf Neto (2014) afirma que é o valor adicional de impostos que a empresa teria pagado se não tivesse dívidas. Ou seja, a redução dos encargos financeiros pagos para incentivar a alavancagem financeira.

Retomando ao custo de capital próprio, ele é o retorno exigido pelos acionistas, incluindo o risco associado ao investimento em ações da empresa, por isso para o seu cálculo, deverá ser levado em consideração os riscos sistemáticos, como apontado por Assaf Neto (2014). Desse modo, um dos modelos mais utilizados é o *Capital Asset Pricing Model* (CAPM), em que é verificada a relação entre o retorno esperado de um ativo e seu risco sistemático, medido pelo coeficiente beta, como mostra a Equação 2, formulada por Sharpe (1964):

$$k_e = r_f + \beta_j(r_m - r_f) \quad (2)$$

Sendo:

- $k_e$  : custo do capital próprio (*equity*);
- $r_f$  : taxa livre de risco;
- $r_m$  : retorno esperado do mercado;
- $\beta_j$ : beta do ativo.

Detalhando cada componente da Equação 2, tem-se que a taxa livre de risco ( $r_f$ ) demonstra o retorno de um investimento que é livre de risco, ou seja, o investidor receberá o capital e os juros acordados, sendo esta observada diretamente no mercado financeiro, como aponta Sharpe (1964). Vale ressaltar que Mossin (1966) considera essa taxa um componente essencial para o equilíbrio do mercado de capitais, pois os investidores podem emprestar e tomar emprestado a essa taxa. No âmbito nacional, Assaf Neto (2014) sugere utilizar a Taxa Selic ou o Tesouro IPCA+.

Com relação ao retorno esperado do mercado, este representa a performance da carteira de mercado eficiente, aquela que combina todos os ativos disponíveis de forma ótima (Sharpe, 1964). Para Lintner (1965) o ( $r_m$ ) serve como parâmetro de

equilíbrio, refletindo as expectativas agregadas de todos os investidores sobre o desempenho da economia, e por isso Assaf Neto (2014) recomenda a utilização de índices amplos para representar o mercado brasileiro, como o IBOVESPA.

Já o beta do ativo ( $\beta_j$ ) é o coeficiente que mede a sensibilidade do retorno da empresa em relação ao mercado, ou seja, ele representa o risco sistemático, como aponta Sharpe (1964). Ele ainda explica como o coeficiente que determina o quanto o retorno de um ativo se move em relação ao mercado. Assaf Neto (2014) aponta o beta como uma métrica crítica para avaliar o custo de capital próprio nas empresas, e esta pode ser calculada segundo a Equação 3:

$$\beta_j = Cov(r_i, r_m) / Var(r_m) \quad (3)$$

Sendo:

- $\beta_j$ : beta do ativo  $i$ ;
- $r_i$ : retorno do ativo  $i$ ;
- $r_m$ : retorno esperado do mercado;
- $Cov(r_i, r_m)$ : covariância entre o retorno do ativo e o retorno do mercado;
- $Var(r_m)$ : variância do retorno do mercado.

Para calcular o retorno do ativo, geralmente é utilizado a fórmula apresentada por Damodaran (2012), como mostra a Equação 4:

$$r_i = (p_t - p_{t-1} + d) / p_{t-1} \quad (4)$$

Sendo:

- $r_i$ : retorno do ativo  $i$ ;
- $p_t$ : preço do ativo no período atual;
- $p_{t-1}$ : preço do ativo no período anterior;
- $d$ : dividendos pagos em  $t$  (se houver).

Em resumo, de acordo com Brealey, Myers e Allen (2013), no modelo CAPM

os betas das ações devem ser calculados com base em taxas de retornos históricas de suas ações ordinárias e de mercado, e posteriormente verificadas contra o beta médio de organizações similares, ou seja, o CAPM servirá como estimativa do custo de suas ações, no qual o coeficiente beta refletirá o grau de volatilidade do retorno da empresa comparado ao mercado como um todo.

Tal volatilidade, como mostra Gitman (2010), está relacionada ao risco sistemático, na qual um beta maior que 1 indicará que a empresa é mais volátil que o mercado (o retorno do ativo aumenta mais do que proporcionalmente quando o mercado sobe, mas também cai mais em períodos de baixa), e um beta menor que 1 representará menor volatilidade (tendendo a ser mais estável, com menores variações de retorno em relação ao mercado) (GITMAN, 2010). Caso o beta seja menor que 0 (zero), quando o mercado cair o valor do ativo subirá, pois o ativo terá uma correlação negativa com o mercado. Em outras palavras, o beta atuará como um multiplicador do prêmio de risco no CAPM, mostrando a sensibilidade do ativo às variações do mercado.

Retomando aos componentes do custo de capital - o custo da dívida e o custo de capital próprio -, sua combinação resulta no custo médio ponderado de capital da empresa, ou Weighted Average Cost of Capital (WACC). De acordo com Brealey, Myers e Allen (2013), a medida composta representa o custo médio de financiamento da empresa. Como aponta Assaf Neto (2014), o WACC pode ser expresso conforme exposto na Equação 5:

$$WACC = \sum_{j=1}^N w_j \times k_j \quad (5)$$

Sendo:

- $WACC$ : custo médio ponderado de capital;
- $k_j$ : custo específico de cada fonte de financiamento (própria e de terceiros);
- $w_j$ : participação relativa de cada fonte de capital no financiamento total.

Após detalhar a Equação 5, acrescentando os cálculos dos custos de capital próprio e de dívida, chega-se à Equação 5.1:

$$WACC = \frac{E}{(E+D)} \times k_e + \frac{D}{(E+D)} \times k_d \quad (5.1)$$

Sendo:

- $WACC$ : custo médio ponderado de capital;
- $E$ : valor de mercado do capital próprio (*equity*);
- $D$ : valor de mercado da dívida;
- $k_e$ : custo do capital próprio;
- $k_d$ : custo da dívida depois dos impostos;

O valor de mercado do capital próprio ( $E$ ) pode ser obtido pela multiplicação entre o número total de ações em circulação com o preço corrente da ação no mercado, refletindo assim a percepção atual dos investidores sobre o valor da empresa, sendo utilizado para analisar a ponderação do custo do capital próprio em relação à estrutura de capital total da empresa (Damodaran, 2012).

O WACC reflete, então, o custo médio de cada valor de capital inserido no projeto de investimento, indicando que a empresa pode aceitar projetos com retornos mais baixos caso o valor seja pequeno, ou exige retornos maiores com um WACC mais alto, como justificativa para novos investimentos. Ou seja, as empresas buscam minimizar o WACC para maximizar o valor da empresa, equilibrando a estrutura de capital de forma eficiente.

Incorporando o método CAPM à Equação 5.1 do método WACC, tem-se:

$$WACC = \left( \frac{E}{(E+D)} \right) \times (r_f + \beta_j (r_m - r_f)) + \left( \frac{D}{(E+D)} \right) \times i \times (1 - T) \quad (5.2)$$

Em resumo, a combinação do WACC com o CAPM refletirá os riscos sistemáticos da empresa, facilitará a avaliação da viabilidade de projetos de investimentos, além de auxiliar na identificação da estrutura de capital mínima. De acordo com Assaf Neto (2014), a estrutura de capital é a junção do capital de terceiros com recursos próprios, então uma estrutura de capital ótima será aquela que, para beneficiar a riqueza dos acionistas, minimizará o seu custo, para assim maximizar o valor da empresa.

Brigham e Ehrhardt (2016) demonstram as diferenças e relações entre o custo de capital, sendo esse a taxa mínima de retorno exigida pelos investidores

para compensar o risco associado aos recursos que eles fornecem à empresa, e a estrutura de capital, que é a combinação de dívida e capital próprio, em que o uso da dívida pode reduzir o custo de capital e aumenta o risco financeiro e o risco de falência. Já o valor de mercado é determinado pelo valor presente dos fluxos de caixa futuros descontados pelo WACC.

Com isso, o risco de crédito desempenha um papel crucial na determinação do custo de capital, pois a probabilidade de não cumprimento das suas obrigações financeiras afetará os custos de dívida e de capital próprio, tornando esse um fator importante a ser considerado por investidores, exigindo taxas de retorno compatíveis com o risco apresentado. Em outras palavras, uma empresa que apresenta um maior risco de inadimplência, com o *rating* de crédito mais baixo, implicará em taxas de juros mais elevadas, que aumentará o custo de dívida. Já instituições com menor risco de crédito terão uma diminuição no custo de dívida.

Já com relação ao custo de capital próprio, o risco de crédito afetará o coeficiente beta do CAPM, em que maiores riscos financeiros elevaram os betas, indicando maior volatilidade dos retornos esperados. Assim os investidores exigirão um prêmio maior pelo risco, como apontado por Gitman (2010).

A relação entre risco de crédito e custo de capital demonstra a importância da gestão eficaz de riscos financeiros, tanto para tornar a empresa mais atrativa para investidores, como para diminuir custos de financiamento. A otimização do custo de capital gera então uma sustentabilidade financeira e competitividade no longo prazo.

Nesse contexto, um fator determinante para a redução do custo de capital é o *rating* de crédito, uma avaliação que reflete a capacidade de pagamento da empresa e o nível de risco percebido pelo mercado. Quanto melhor a classificação de crédito de uma organização, menor tende a ser o custo de sua dívida, uma vez que investidores e credores exigem taxas de retorno mais baixas para entidades consideradas mais seguras (Damodaran, 2004). Dessa forma, compreender a relação entre *rating* de crédito e custo de capital é fundamental para a otimização financeira e a competitividade no cenário global.

## 2.2 RATING DE CRÉDITO

Com o desenvolvimento dos métodos utilizados nas análises de crédito,

surgiram empresas focadas no sistema de classificação de crédito das empresas de capital aberto, a partir da sua capacidade de pagamento das obrigações financeiras. Ou seja, tais agências buscam avaliar o risco de crédito das entidades, fornecendo informações importantes que afetam as decisões de investimento, por exemplo.

Para as agências determinarem as suas opiniões, o *rating* de crédito busca analisar os seguintes fatores principais: capacidade de pagamento, nível de endividamento, risco do setor, ambiente econômico, dentre outros fatores quantitativos e qualitativos (Souza et al., 2020). A partir disso, cada agência acaba por utilizar modelos diferentes para classificar e padronizar as entidades, conforme pode ser visto, da agência *Fitch Rating* - cujo sistema de classificação foi adotado nesta pesquisa-, no quadro 1.

Quadro 1 - Classificação de crédito segundo *Fitch Ratings*

Notação	Classificação	Descrição	Risco
AAA	Grau de investimento	Capacidade de pagamento extremamente forte.	Baixíssimo
AA+ a AA-	Grau de investimento	Capacidade de pagamento muito forte, mas com pequenas variações de risco em relação ao AAA.	Muito baixo
A+ a A-	Grau de investimento	Capacidade de pagamento forte, mas suscetível a condições econômicas adversas.	Baixo
BBB+ a BBB-	Grau de investimento	Capacidade de pagamento adequado, mas mais vulnerável a mudanças econômicas.	Moderado
BB+ a BB-	Grau especulativo	Mais vulnerável a riscos de crédito, com incertezas.	Alto
B+ a B-	Grau especulativo	Capacidade de pagamento comprometida, com alto risco de inadimplência.	Muito alto
CCC+ a CCC-	Vulnerável	Alta probabilidade de inadimplência.	Altíssimo
CC	Vulnerável	Inadimplência de algum tipo parece provável.	Altíssimo
C	Vulnerável	Um processo de inadimplência ou similar foi iniciado ou a capacidade de pagamento está irrevogavelmente prejudicada.	Altíssimo
D	Inadimplente	A entidade não está honrando suas obrigações financeiras.	Insolvência

Fonte: Adaptado de *Fitch Ratings* (2025).

Em seguida podemos observar o quadro 2 que apresenta a classificação

conforme a agência *Moody's*:

Quadro 2 - Classificação de crédito segundo *Moody's*

Notação	Classificação	Descrição	Risco
Aaa	Grau de investimento	Obrigações de mais alta qualidade	Baixíssimo
Aa1 a Aa3	Grau de investimento	Obrigações de alta qualidade	Muito baixo
A1 a A3	Grau de investimento	Obrigações de grau superior médio	Baixo
Baa1 a Baa3	Grau de investimento	Obrigações de médio grau	Moderado
Ba1 a Ba3	Grau especulativo	Obrigações especulativas	Substancial
B1 a B3	Grau especulativo	Obrigações especulativas	Alto
Caa1 a Caa3	Grau especulativo	Obrigações especulativas com baixo posicionamento	Muito alto
Ca	Grau especulativo	Obrigações altamente especulativas, com <i>default</i> ou próximo a ele, com perspectiva de recuperação de principal e juros	Altíssimo
C	Inadimplente	Obrigações em <i>default</i> , com pouca perspectiva de recuperação do principal ou juros	Insolvência

Fonte: Adaptado de *Moody's* (2025).

Na *Moody's Ratings* as numerações acrescentadas ao final da classificação, indicam como a obrigação está classificada na categoria correspondente. Ou seja, se o modificador numérico for 1, indica que a obrigação está classificada no extremo superior da sua categoria, se for 2 indica uma classificação média e se for 3 indica uma classificação no extremo inferior da categoria (*Moody's*, 2025). Já a classificação da *Standards & Pool* e da *Fitch* utilizam +/- para indicar diferenças relativas de probabilidade de inadimplência ou recuperação para emissões nas categorias de AA a CCC (*Fitch Rating*, 2025).

Cada empresa de classificação de crédito possui diversos tipos de *rating*, como podemos perceber no quadro 3 com os principais tipos utilizados por algumas empresas e a respectiva descrição.

Quadro 3 - Tipos de *Ratings* segundo Moody's e Fitch

<b>Tipo de <i>Rating</i></b>	<b>Agência de Classificação</b>	<b>Descrição</b>
Dívida de longo prazo	Moody's	Opiniões sobre risco de crédito relativo a obrigações de renda fixa com vencimento original de um ano ou mais. Essas classificações abordam a possibilidade de uma obrigação financeira não ser honrada conforme prometido. Tais classificações refletem tanto a probabilidade de inadimplência quanto qualquer perda financeira sofrida em caso de inadimplência.
Curto prazo	Moody's	Classificações de curto prazo opiniões sobre a capacidade dos emissores de honrar obrigações financeiras de curto prazo que geralmente têm um vencimento original não superior a 13 meses.
Emissores	Moody's	Opiniões sobre a capacidade das entidades de honrar obrigações financeiras seniores não garantidas e contratos.
Família corporativa	Moody's	São geralmente empregadas para emissores corporativos de grau especulativo. É uma opinião sobre a capacidade de uma família corporativa de honrar todas as suas obrigações financeiras, sendo atribuída caso tenha: uma única classe de dívida ou uma única estrutura de entidade legal consolidada. Não faz referência a obrigações ou classe de dívida e, portanto, não reflete a prioridade da reivindicação. Aplica-se a todas as afiliadas sob o controle da administração da entidade à qual é atribuída. A Moody's emprega a escala geral de classificação de longo prazo para isso
Escala nacional	Moody's e Fitch	Opiniões sobre a capacidade de crédito relativa de emissores e emissões dentro de um país específico. As classificações em escala nacional não são projetadas para serem comparadas entre países
Inadimplência do Emissor	Fitch	Opiniões sobre a vulnerabilidade relativa de uma entidade à inadimplência em obrigações financeiras. O risco de inadimplência limite é geralmente o das obrigações financeiras cujo não pagamento refletiria melhor a falha não curada da entidade. Também aborda a vulnerabilidade relativa à falência, recuperação judicial administrativa ou conceitos semelhantes.

Fonte: Moody's; Fitch *Ratings* (2025).

Em resumo, as empresas focam em três tipos de classificação de crédito: crédito corporativo (relativo à saúde financeira de uma empresa e capacidade de pagar dívidas), crédito soberano (capacidade de um país pagar suas dívidas) e crédito de instrumentos específicos (capacidade de pagamento de dívidas específicas, como títulos).

Além disso, a classificação de crédito costuma ser dividida em grau de investimento, na qual o *rating* é mais alto e a probabilidade de inadimplência é baixa, indicando maior segurança ao investidor, e o grau especulativo, em que existe o risco maior de inadimplência, atraindo investidores por pagamento de juros mais altos. Essa distinção está diretamente ligada à forma como o risco de crédito é percebido e precificado no mercado.

Nesse contexto, Black e Scholes (1973) contribuíram ao desenvolver um modelo de precificação de opções que é referência global na avaliação de ativos e de passivos corporativos, e um dos principais pontos abordados é o entendimento dos títulos corporativos como combinações de opções, permitindo mensurar o desconto de um título de dívida pelo risco de inadimplência. Tal abordagem mostrou que o risco de crédito pode ser tratado como uma opção de venda implícita, na qual o acionista 'entrega' a empresa ao credor em caso de inadimplência, o que torna possível mensurar o desconto de um título pelo risco de *default*, podendo influenciar o cálculo do custo de capital das empresas. Embora não tenha utilizado dados empíricos específicos, foi desenvolvido com base na realidade dos mercados financeiros norte-americanos e tem aplicação universal.

Atualmente, esse entendimento teórico encontra respaldo nas mudanças regulatórias promovidas pela Resolução nº 4.966, do Conselho Monetário Nacional (CMN), que busca alinhar práticas contábeis das instituições financeiras à norma internacional IFRS 9, para assim aprimorar a transparência e a consistência das informações financeiras. Visando classificar, mensurar e reconhecer as perdas em ativos financeiros (IASB, 2014), o alinhamento com a nova resolução impacta diretamente os *ratings* de crédito, visto que uma das suas principais mudanças está relacionada à adoção do modelo de perda esperada, na qual anteriormente era utilizado o modelo da perda incorrida (CMN, 2021). Assim, tanto a teoria clássica de Black e Scholes quanto a atualização normativa reforçam a importância de modelos mais sofisticados e preditivos para avaliação do risco de crédito no ambiente corporativo.

A principal diferença entre tais perdas, está no objetivo de reconhecimento das perdas, em que as perdas incorridas são reconhecidas somente após a inadimplência, utilizando assim dados históricos e eventos passados como base do seu cálculo, mas as perdas esperadas são antecipadas antes da inadimplência para maior prudência, utilizando não apenas dados históricos, mas também fatores prospectivos (exposição ao risco de crédito, probabilidade de não pagamento e percentual da exposição que não será recuperado após não pagamento) e modelos estatísticos (Gonçalves, 2022).

O modelo da perda esperada será dividido em três estágios: estágio 1, com ativos de risco normal e provisão baseada em perdas esperadas para os próximos 12 meses; estágio 2, sendo provisões baseadas em perdas esperadas para toda a vida do ativo, levando ao aumento significativo do risco de crédito; e estágio 3, focando em ativos em inadimplência, reconhecendo assim de forma integral a perda esperada (CMN, 2021). Em outras palavras, o *rating* de crédito refletirá melhor o risco real do tomador de crédito, reduzindo assim os índices de capitalização das instituições e aumentando as provisões para as perdas de crédito.

Diante desse cenário, a exposição ao risco de crédito ganha ainda mais relevância, uma vez que o provisionamento baseado em perdas esperadas impacta diretamente os balanços das instituições e suas estratégias de mitigação de riscos. A correta avaliação da exposição ao risco se torna essencial para a conformidade regulatória e a estabilidade financeira, exigindo um gerenciamento mais sofisticados das carteiras de crédito, visto que o processo de *rating* se tornou mais sensível a variações do mercado e à qualidade da carteira de crédito, reforçando a necessidade de aprimoramento dos modelos internos de risco.

Podemos compreender melhor sobre a adoção da IFRS 9, por meio do estudo de Dantas, Soares e Simões (2023), em que afirmaram que tal adoção trouxe desafios significativos na estimativa de perdas esperadas, exigindo uma reavaliação constante da exposição ao risco e da eficiência dos modelos preditivos. O próximo tópico abordará em detalhes a exposição ao risco de crédito, explorando os fatores que influenciam sua mensuração e as estratégias adotadas para minimizá-lo.

### 2.3 EXPOSIÇÃO AO RISCO DE CRÉDITO (EAD)

O Acordo de Basileia II determina que o primeiro pilar de cálculo deve cobrir o mínimo de capital exigido e para isso deve ser focado em três tipos de risco: risco de crédito, risco operacional e risco de mercado (Baesens, Rosch e Scheule, 2016). Ou seja, ele mostra a importância de considerar as perdas esperadas no cálculo do custo de capital e, por consequência, da estrutura de capital da organização. Para tanto, pode-se citar a exposição ao risco de crédito, ou *Exposure at Default* (EAD), considerada uma métrica de exposição ao risco que a empresa acredita estar, caso a contraparte deixe de cumprir a obrigação de pagamento, podendo ser indicado pelo empréstimo, ou crédito, ou um contrato financeiro (BIS, 2004).

Essa variável está presente no modelo de cálculo das perdas esperadas, em conjunto com a probabilidade de inadimplência (probabilidade de não pagamento das obrigações - PD) e a perda dada à inadimplência (montante a ser perdido em caso de inadimplência - LGD), como afirmam Gestel e Baesens (2009).

Muito utilizado por empresas financeiras, o cálculo da EAD, segundo o Acordo de Basileia II (BIS, 2004), vai variar conforme o tipo de crédito ou produto financeiro, mas sempre irá considerar o valor emprestado, os créditos rotativos (valor de crédito ainda disponível ao cliente) e os produtos derivativos (incluindo a exposição potencial futura). Essa regulação bancária permite às empresas manterem um nível adequado de capital próprio para cobrir eventuais perdas com o crédito.

Como citado anteriormente, conforme as normas IFRS 9 divulgadas pelo IASB (2014) e os modelos *Internal Ratings-Based Approach* (IRB), as instituições financeiras conseguem calcular provisões para perdas de crédito com base em dados históricos, modelos estatísticos e o comportamento do portfólio de crédito, seguindo a abordagem das perdas esperadas, com fatores prospectivos. A mesma norma IFRS 9 obriga as empresas a formarem uma provisão com base nas perdas esperadas.

Há uma ressalva quanto às empresas não financeiras de capital aberto: como não conhecem o crédito diretamente, o cálculo da EAD não é feito de forma direta, mas sim por meio de contas a receber, contratos de longo prazo com clientes, investimentos e títulos de crédito, além dos fornecedores (BIS, 2004).

No caso das contas a receber, adaptando o método do Acordo de Basileia (BIS, 2004), o cálculo do EAD se dará a partir da soma de todas as faturas pendentes de pagamento, podendo até formar uma provisão com base no valor

estipulado, como forma de proteção contra devedores duvidosos, considerando também a base histórica de pagamentos do cliente. Já no caso de contratos de longo prazo com clientes, o cálculo deverá ser realizado com base na soma dos valores totais das parcelas a serem pagas (IASB, 2014)

Por fim, se tratando dos investimentos e títulos de crédito e fornecedores, ou seja, variáveis de exposição a instrumentos de dívida, a EAD será correspondente ao valor nominal dos títulos ou o valor que pode ser perdido em caso de inadimplência do emissor, como exemplo debêntures de empresas com risco de crédito, ou adiantamento de pagamento a parceiros comerciais, como aponta Hull (2015).

## 2.4 ESTUDOS RELEVANTES

Tong et al. (2016), com dados reais de clientes de cartão de crédito de uma instituição financeira no Reino Unido entre 2001 e 2004, compara modelos de estimação do EAD com e sem o uso do *Credit Conversion Factor* numa amostra de mais de 10 mil contas com inadimplência confirmada, em que aplicou modelos de regressão linear, Tobit, modelos fracionários e ZAGA. Utilizando diferentes abordagens para a modelagem do parâmetro exposição ao risco de crédito, especialmente em operações de crédito com exposição variável, como cartões de crédito, apontou conclusões sobre a relação entre as variáveis associadas ao comportamento de crédito (incluindo o *rating* de crédito do cliente) e o seu impacto significativo sobre a exposição no momento da inadimplência, na qual mostraram que a modelagem direta do EAD fornece maior precisão preditiva, sendo mais adequadas para produtos rotativos, afetando diretamente a acurácia na mensuração de risco, influenciando o custo de capital da instituição.

Fontes (2018) realizou um estudo sobre a evolução da exposição ao risco de crédito com dados brasileiros do mercado de dívida corporativa (debêntures) entre 2014 e 2017, na qual concluiu que apesar da evolução na percepção de risco de crédito pelos agentes, houve um atraso na precificação do indicador econômico de risco de crédito do Brasil em relação a outros indicadores, podendo esse fator ter sido ocasionado pela falta de liquidez (alta inadimplência) que leva a dificuldade na transmissão de informações. Visando analisar como a crise econômica da época afetou o mercado de crédito privado, o autor utilizou o modelo de estrutura a termo

de taxas de juros e o modelo de probabilidade de *default* implícita, com a qual evidenciou o desempenho limitado dos *ratings* de crédito como único indicador de risco, e mostrou como mudanças macroeconômicas impactam diretamente o custo de capital via *spreads* de crédito, reforçando a importância da modelagem implícita de risco.

Thackhakam e Ma (2018) realizou um estudo com dados internacionais da Global Credit Data com 2144 operações de crédito corporativo rotativo com *default*, de grandes empresas nos anos entre 1993 e 2012, na qual utilizou o modelo misto com três componentes: regressão logística, modelo de mistura de duas normais e regressão linear. Os autores mostram que boa parte dos estudos realizados em relação ao risco de crédito em corporações, focaram em calcular o fator de conversão ao crédito (FCC), o que eles afirmam ser inapropriados para o cálculo do EAD, pois, como eles concluíram, o FCC tem uma singularidade que o torna indefinido ou numericamente instável, além de produzir valores economicamente não intuitivos de EAD para valores extremos de FCC, já que apresenta instabilidade matemática quando o limite é igual ao saldo. No estudo foi possível notar um comportamento contracíclico leve onde em momentos de crise os bancos reduzem limites pois o risco é elevado, além das empresas evitarem sacar todo o crédito disponível em tempos de incerteza, então uma modelagem estatística direta do EAD leva a uma melhor precificação do risco, ajudando a reduzir o custo de capital e alinhar a concessão de crédito ao valor econômico real da operação.

Já Gürtler et al. (2018) realizou um estudo num grande banco privado europeu, com foco em contas correntes com linha de crédito, com 2798491 observações conta-mês no período de 2007 a 2014. Com o objetivo de avaliar como modelar a EAD de forma mais precisa possível, o autor comparou diferentes parâmetros e diferentes estratégias de estimação, na qual utilizou as técnicas estatística e regressão linear, cross-validation 10-fold e métricas de desempenho para verificar o melhor método de estimação do EAD. Tendo relevância para análise sobre a modelagem de risco de crédito e custo de capital, o estudo mostrou que a transformação das estimativas de EAD em FCC tiveram performances baixas, enquanto a estimação do FCC e utilização direta na previsão do EAD foram as que tiveram previsões mais corretas.

Souza et al. (2020) realizaram um estudo sobre a estrutura de capital e *ratings* de crédito a partir de empresas não financeiras de capital aberto do Brasil no

período de 2010 a 2017, na qual constou 97 empresas com classificação de *rating* da S&P e Moody's além de 230 empresas consideradas para a dummy "classificada ou não", na qual realizaram o modelo econométrico dados em painel com estimação por mínimos quadrados generalizados factíveis. Nesse estudo relataram que existe uma influência estatística significativa na classificação de crédito e no nível de endividamento da instituição, indicando a necessidade de atenção ao risco de crédito na tomada de decisões, pois a classificação de crédito pode levar a consequências no custo de capital.

Sibim, Campos-Rasera e Colauto (2021) investigaram a relação entre o gerenciamento de resultados e as notas de *rating* de crédito atribuídas pela S&P, Fitch e Moody's em 59 empresas brasileiras não financeiras de capital aberto entre 2010 e 2015. Aplicando regressão logística binária em painel para verificar se as práticas de manipulação contábil influenciam os *ratings*, eles observaram que existe uma relação inversa e estatisticamente significativa ao nível de 10% entre os dados utilizados como proxy de gerenciamento de resultados e as notas de *rating* de crédito, ou seja, quanto maior o gerenciamento menor a nota de *rating*, contrariando a leitura internacional que indicava uma relação positiva. Em resumo, os autores sugerem que as agências conseguem detectar práticas de gerenciamento de resultados via conta por competência e interpretam isso como um sinal de risco de solvência, devendo essas empresas serem penalizadas com *ratings* menores.

Homrich (2023) analisa a relação entre *ratings* de crédito corporativos, *ratings* soberanos e variáveis financeiras de empresas não financeiras em 16 países emergentes, entre os anos de 2000 e 2021, através de modelos econométricos de regressão com dados em painel e da metodologia de Diferenças-em-Diferenças com *Propensity Score Matching*. Com isso o autor avaliou como o *rating* soberano influencia as notas das empresas domésticas, na qual mostrou que as empresas são menos afetadas por rebaixamentos soberanos, além de confirmar que variáveis de qualidade creditícia estão associadas positivamente aos *ratings*, enquanto maior alavancagem e endividamento reduzem a nota de crédito. Em resumo o estudo reforça que o *rating* das empresas é sensível tanto a fatores internos quanto externos, sendo o *rating* soberano um componente fundamental na avaliação de risco e portanto um determinante indireto do custo de capital em mercados emergentes.

Dala (2024) analisou a relação de *rating* de crédito e custo de capital a partir

de dados de 10.479 empréstimos de 19 bancos comerciais angolanos, observados ao longo de 40 anos, em que classificou os empréstimos focando em inadimplência e distribuição de perdas. Utilizou em seu estudo o modelo de análise de sobrevivência para estimar a probabilidade de *default* ao longo do tempo e métodos de convolução e Kernel Density Estimation para modelar perdas agregadas, além de incorporar o modelo multifatorial de Pykhtin para riscos de concentração. Tal estudo apontou que *rating* de crédito e custo de capital estão diretamente ligados, com classes de maior risco exigindo maiores reservas de capital, ou seja, é essencial alinhar *ratings* de crédito a exigências de capital precisas, motivando subestimação de riscos em portfólios heterogêneos. Esse mesmo estudo mostra que empréstimos classificados em classes mais arriscadas apresentam maiores exigências de capital, além disso o risco de inadimplência cresce exponencialmente após 30 anos, indicando que empréstimos antigos demandam provisões progressivamente maiores mesmo em classes de rating estáveis.

## 2.5 HIPÓTESES DE PESQUISA

A partir do modelo de Black e Scholes (1973), que interpreta as dívidas corporativas como opções e permite mensurar o risco de inadimplência de forma implícita, fica evidente que a qualidade do crédito influencia diretamente o custo de capital, fundamentando que a noção de que empresas percebidas como mais seguras tendem a enfrentar menores custos de financiamento. Da mesma forma, estudos mais recentes como o de Dala (2024) reforçam essa ideia ao demonstrarem que classes de maior risco exigem maiores reservas de capital, e que a classificação de crédito impacta diretamente o custo de capital regulatório. Nesse contexto, levanta-se a hipótese de que *ratings* de crédito melhores estão associados a um menor custo de capital (WACC), pois empresas com avaliações mais favoráveis são percebidas como menos arriscadas pelos agentes de mercado, refletindo em menores custos tanto para o capital próprio quanto para o capital de terceiros.

Além disso, a modelagem do parâmetro de exposição ao risco de crédito (EAD) também se mostra determinante na precificação do risco e, conseqüentemente, no custo de capital. Estudos como os de Tong et al. (2016), Thackhakam e Ma (2018) e Gürtler et al. (2018) mostram que a estimativa direta e

precisa do EAD permite prever de forma mais confiável os níveis de inadimplência esperada. A falha na modelagem do EAD pode levar à subestimação do risco, impactando negativamente as decisões de alocação de capital e aumentando o custo do financiamento. Esses achados embasam a hipótese de que empresas com maior exposição ao risco de crédito possuem um custo de capital mais alto, uma vez que o maior risco percebido leva os financiadores a exigirem retornos maiores.

Por fim, os estudos de Fontes (2018), Homrich (2023) e Souza et al. (2020) indicam que o custo de capital das empresas pode variar significativamente conforme o setor em que estão inseridas. Fontes (2018), por exemplo, destaca que a percepção de risco durante a crise econômica brasileira afetou setores de forma desigual, enquanto Homrich (2023) demonstra que fatores macroeconômicos, como o *rating* soberano, exercem diferentes impactos dependendo da estrutura setorial das empresas. Essa variabilidade reforça a importância de considerar as especificidades de cada setor na análise do WACC. Nessa pesquisa, a análise setorial foi realizada com base na classificação oficial adotada pela [B]<sup>3</sup>, a qual agrupa empresas conforme suas atividades econômicas predominantes. Essa abordagem permite capturar diferenças estruturais relevantes, como sensibilidade a ciclos econômicos e exposição ao risco de crédito, que impactam diretamente o custo de capital. Assim, propõe-se a hipótese de que existem diferenças significativas no WACC entre os setores das empresas listadas na [B]<sup>3</sup>, dado que distintos setores carregam características e níveis de risco próprios que influenciam seu custo de financiamento.

### 3 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

O objetivo deste trabalho é analisar a relação entre os *ratings* de crédito e o custo de capital de empresas não financeiras de capital aberto, listadas na [B]<sup>3</sup>, levando em consideração o modelo EAD. Após isso, a comparação entre os dados separados por setor mostrará se tal fato também pode impactar na observação do risco de crédito.

#### 3.1 CLASSIFICAÇÃO DA PESQUISA

A presente pesquisa é classificada como quantitativa diante da abordagem do problema, pois foram utilizados modelos estatísticos para testar as hipóteses deste estudo (descritas nos métodos de análise dos dados), estas dotadas de boa probabilidade de serem verdadeiras, como aponta Gil (2008). Ou seja, será medido e modelado o impacto dos *ratings* de crédito e do método EAD sob o custo de capital.

Quanto à abordagem dos objetivos, a pesquisa é classificada como explicativa, visto que buscará identificar os fatores que influenciam um determinado fenômeno, ou seja, descrever a relação das variáveis e entender os mecanismos de causa e efeito da relação entre *ratings* de crédito, EAD e custo de capital (Lakatos; Marconi, 2017). Sendo justificado pelo fato de a pesquisa não se limitar à descrição das variáveis, mas sim investigar como e por que essas variáveis se relacionam, buscando compreender se o *rating* de crédito e o EAD influenciam diretamente o custo de capital das empresas analisadas.

A abordagem quanto aos procedimentos técnicos é naturalmente documental, haja vista compreender uma exploração de dados de documentos originais como fonte primária, não produzidos com o objetivo de atender a uma pesquisa específica, e experimental, pois uma variável será manipulada para observar seus efeitos em outra, no caso o *rating* de crédito no custo de capital, além da EAD, entretanto não haverá aleatoriedade na seleção dos dados (Lakatos; Marconi, 2017).

### 3.2 POPULAÇÃO E AMOSTRA

A população do estudo compreende as entidades não financeiras de capital aberto listadas na [B]<sup>3</sup>, e para garantir a consistência e a comparabilidade dos dados, foi necessário realizar o seguinte tratamento dos dados coletados: exclusão das empresas que possuem ações não ordinárias, uma vez que essas podem não refletir com precisão o controle e a estrutura de capital; exclusão das empresas financeiras de capital aberto, por apresentarem características regulatórias, contábeis e operacionais distintas das demais empresas, o que poderia distorcer os resultados da análise.

Após esse tratamento inicial foi utilizado o seguinte tratamento, levando em consideração o critério de consistência temporal: exclusão das empresas que não constarem ao menos 3 anos de informações históricas, dado que séries incompletas comprometeram a aplicação dos modelos estatísticos e a robustez da análise em painel. Segue abaixo o Quadro 4 com a quantidade de empresas excluídas em cada etapa a:

Quadro 4 - Tratamento inicial dos dados

<b>Procedimento</b>	<b>Quantidade de entidades excluídas</b>	<b>Quantidade final de entidades</b>
Coleta do banco de dados das entidades de capital aberto listadas na [B] <sup>3</sup>	0	396
Exclusão das empresas com ações não ordinárias	116	280
Exclusão das empresas com demonstrações financeiras na plataforma <i>Refinitiv</i>	52	228
Exclusão das empresas financeiras	19	209
Exclusão das empresas que não estiverem listadas nos <i>ratings</i> da <i>Fitch Rating</i>	143	66
Exclusão das empresas com menos 3 anos de informações	2	64

Fonte: Elaboração própria (2025).

A escala de classificação de crédito segundo a *Fitch Rating* é utilizada neste estudo devido a sua padronização e ampla aceitação no mercado financeiro global, além de disponibilizarem em suas plataformas o histórico do *rating* de crédito das entidades. Focando no tipo de *rating* de escala nacional, e por disponibilizar *ratings* de mais empresas, a agência foi selecionada por permitir uma comparação mais consistente entre as empresas avaliadas.

A coleta de dados foi realizada com informações disponíveis entre os anos de 2015 e 2024, sendo esse recorte temporal definido em função das limitações da base de dados da *Refinitiv*, que não disponibiliza dados completos para o ano de 2025 até o momento da pesquisa. Além disso, dados anteriores a 2015 apresentavam inconsistências e lacunas, o que comprometeria a comparabilidade das informações.

Quanto aos dados empregados no modelo de EAD, foram considerados exclusivamente os valores correspondentes às contas a receber das empresas analisadas. Embora essa variável não apresenta uma *proxy* direta de EAD em todos os setores, especialmente naqueles com baixa proporção de vendas a prazo, sua utilização se justifica em razão da facilidade de acesso e disponibilidade dessas informações na plataforma *Refinitiv*. Essa escolha também levou em consideração a limitação temporal para a coleta de dados específicos de cada empresa listada na [B]<sup>3</sup>, além da dificuldade de obter informações mais detalhadas sobre outros componentes, como vendas parceladas ou operações financeiras específicas.

A setorização das empresas listadas na base de dados segue a classificação padronizada adotada pela [B]<sup>3</sup>, que organiza as companhias de acordo com os seguintes setores econômicos: Petróleo, Gás e Biocombustíveis; Materiais Básicos; Bens Industriais; Consumo não Cíclico; Consumo Cíclico; Saúde; Tecnologia da Informação; Comunicação; Utilidade Pública; Financeiro; Outros.

### 3.3 PROCEDIMENTOS DE COLETA DE DADOS

Foram utilizadas as bases de dados da [B]<sup>3</sup>, *Refinitiv* e *Fitch Ratings*, para coletar a listagem de empresas de capital aberto, obter informações acerca dos *ratings* de crédito, do custo de capital (WACC com CAPM) e dados financeiros de contas a receber (a serem utilizados como modelo EAD), todos sendo os dados anuais.

### 3.4 MÉTODOS DE ANÁLISE DOS DADOS

A metodologia do presente estudo foi dividida em 4 (quatro) fases: tratamento dos dados; análise da relação entre *ratings* de crédito e WACC; análise da relação entre *ratings* de crédito e WACC, considerando EAD; e comparação entre diferentes setores para identificar possíveis variações setoriais.

Na primeira fase, de tratamento dos dados, das plataformas da [B]<sup>3</sup>, *Refinitiv* e *Fitch Ratings*, foram retiradas três planilhas bases das quais na primeira da [B]<sup>3</sup> contém a listagem de empresas de capital aberto com ações primárias separadas por setor econômico. A segunda tabela, da *Refinitiv*, contém a listagem de empresas de capital aberto com razão social da empresa, histórico de 10 anos do WACC e histórico de 10 anos das contas a receber. Enquanto que na terceira tabela, do *rating* de crédito, contém a listagem de empresas com seus respectivos *ratings* em cada ano.

Nessa etapa inicial foi realizado o tratamento dos dados, após adaptação e mesclagem das tabelas, conforme apontado no Quadro 4 no tópico população e amostra, na qual foram excluídos os dados: das empresas que possuem ações não ordinárias; das empresas financeiras de capital aberto; das empresas que não estiverem listadas nos *ratings* da *Fitch Rating*; das empresas que não constarem ao menos 3 anos de informações históricas.

Em seguida foram realizados os tratamentos conforme o Quadro 5:

Quadro 5 - Metodologia dos Tratamentos

Tratamento	Procedimento	Justificativa	Resultados desejados e interpretação	Autor
Normalização dos <i>ratings</i> de crédito	Padronização dos <i>ratings</i> de crédito para análise numérica.	Garantir a comparabilidade entre escalas	Scores numéricos sem NAs (dados faltantes). Score mais alto indica menor risco.	Altman (1968)
Normalização das variáveis financeiras	Transformação logarítmica das contas a receber.	Diferentes escalas enviam modelos	Coefficientes padronizados permitem comparar magnitude de efeitos	Wooldridge (2013)

Quadro 5 - Metodologia dos Tratamentos

Tratamento	Procedimento	Justificativa	Resultados desejados e interpretação	Autor
Variáveis <i>dummy</i> para setores	Aplicação da função <i>fastdummies</i>	Controlar efeitos fixos setoriais	Todas as categorias representadas. O coeficiente positivo para um setor indica WACC mais alto nesse setor.	Field (2012)
Análise estatística descritiva	Cálculo de métricas de média, mediana, desvio-padrão, mínimo, máximo, assimetria e correlação entre variáveis.	Identificar padrões iniciais.	Distribuições assimétricas podem indicar necessidade de transformação.	Field (2012)
Análise de estacionariedade	Teste de Levin, Lin e Chu para dados em painel	Verificar se as propriedades estatísticas de uma série permanecem constantes ao longo do tempo.	H1: todas as séries são estacionárias.	Baltagi (2005)
Análise de desbalanceamento dos dados	Funções de verificação de balanceamento e diagnóstico de dados faltantes.	Dados desbalanceados podem enviesar estimativas em modelos de efeito fixos/aleatórios, afetando a eficiência dos estimadores.	Na função de verificação de balanceamento deverá aparecer <i>TRUE</i> , indicando que os dados estão balanceados. Já nas funções de diagnóstico de dados faltantes, recomendado ser menor que 10% de <i>missing</i> . Caso o painel seja considerado balanceado, a regressão linear não precisará de ajuste algum, podendo ser realizada com a função básica do modelo de dados em painel.	Baltagi (2005)

Fonte: Adaptado de Altman (1968); Wooldridge (2013); Field (2012); Baltagi (2005).

Esta etapa de tratamento dos dados foi fundamental para garantir a robustez das análises subsequentes, permitindo comparar escalas distintas ou controlar efeitos setoriais não observáveis. Ainda nessa etapa foi analisado estatisticamente os dados para assegurar que os valores extremos não distorcem os resultados, além

de ter sido verificado a correlação entre as variáveis, sendo tais processos essenciais para que as regressões seguintes refletissem relações reais, não artefatos de problemas nos dados (Wooldridge, 2013; Field, 2012).

Para determinar a quantidade de informações anuais necessárias por cada empresa, foi realizada uma análise de suficiência temporal, que se trata de uma abordagem estatística que avalia se a quantidade de dados ao longo do tempo é adequada para garantir a confiabilidade e validade de modelos econométricos (Wooldridge, 2013). Completando os estudos de Wooldridge (2013) com Fama e French (1993) as janelas temporais longas garantem que a janela de observação capture ciclos econômicos relevantes. Em conjunto, foi decidido utilizar os seguintes critérios para a quantidade de anos necessários, como mostra o Quadro 6:

Quadro 6 - Critérios de suficiência temporal

<b>Critério</b>	<b>Anos</b>	<b>Empresas</b>	<b>% da Base</b>	<b>Autor</b>	<b>Quando usar</b>
Mínimo	3	64	97%	Wooldridge	Análise exploratória
Recomendado	8	30	45%	Wooldridge	Modelos dinâmicos ou com defasagem
Ideal	10	23	35%	Fama e French	Estudos de risco e longo prazo

Fonte: Adaptado de Wooldridge (2013); Fama e French (1993).

Segundo Wooldridge (2013) para modelos estáticos sem termos defasados, 3 períodos temporais são suficientes para estimar parâmetros consistentes e testar autocorrelação básica, pois estaria focando em maximizar o tamanho da amostra, mas existe o risco de capturar ruído de curto prazo. Já em modelos que incluem efeitos dinâmicos, painéis com menos de 8 anos tendem a produzir estimadores inconsistentes devido à autocorrelação residual, o que pode ser completado por Fama e French (1993) na afirmação de que janelas de 8-10 anos são necessárias para estimar relações risco-retorno com erro aceitável. Fama e French (1993) apontam 10 anos de dados como o padrão-ouro para estimar parâmetros de risco com menos de 10% de erro.

Em seguida foi realizada uma análise exploratória por grupo temporal para identificar padrões, tendências ou heterogeneidade nos dados ao longo do tempo, detectando mudanças estruturais, sazonalidade e tendências (Field, 2012). Foi

realizado o teste ANOVA, para comparar as médias do WACC entre grupos temporais, visando avaliar a existência de diferenças sistemáticas, e o teste de Tukey HSD, para, caso a ANOVA fosse significativa, identificar quais grupos específicos diferem.

Para a segunda fase, inicialmente, é importante destacar que tanto a análise da relação entre *ratings* de crédito e WACC, quanto essa mesma análise acrescida do EAD utilizaram métodos estatísticos de regressão linear, com dados em painel, pois os dados foram analisados como multidimensionais, tal como dados sobre diferentes indivíduos ou empresas ao longo do tempo (Perlin, 2018) para identificar a correlação entre as variáveis *rating* de crédito, custo de capital e EAD.

Esse modelo de dados em painel, em geral, se aplica a situações de fusão de dados seccionais com séries temporais, ou seja, com estrutura de dados temporais e *cross-section*. Observando os dados, pode-se dizer se o painel é balanceado (cada unidade de corte transversal possui o mesmo número de observações) ou desbalanceado (algumas unidades possuem menos observações), além de poder ser curto (número de observações de corte transversal é maior que a escala temporal) ou longo (escala temporal é maior que o número de unidades de corte transversal) (Gujarati, 2011). Cada característica diferente, levará a uma forma diferente de realizar a regressão das variáveis, para isso tudo deve ser analisado ainda em conjunto a análise estatística descritiva e a análise de desbalanceamento dos dados.

O objetivo desta segunda etapa é avaliar a influência do *rating* de crédito no WACC de cada empresa, e está baseada de acordo com a Equação 6:

$$WACC_{it} = \beta_0 + \beta_1 \times Rating_{it} + \varepsilon_{it} \quad (6)$$

Onde:

- *WACC*: custo de capital da empresa *i* no tempo *t* (variável dependente);
- *Rating<sub>it</sub>*: *rating* de crédito da empresa *i* no tempo *t* (variável independente);
- $\beta_0$ : intercepto da regressão;
- $\beta_1$ : coeficiente que indica a relação entre o *rating* e o WACC;
- $\varepsilon_{it}$ : termo de erro da empresa *i* no tempo *t*.

No que tange os *ratings* de crédito, que são variáveis qualitativas, precisaram foram codificadas em valores numéricos, seguindo a ordem do tipo de risco, em conformidade com o Quadro 7:

Quadro 7 – Codificação do *Ratings* de Crédito

Notação da <i>Fitch Ratings</i>	Codificação	Risco
AAA	8	Baixíssimo
AA+ e AA-	7	Muito baixo
A+ e A-	6	Baixo
BBB+ e BBB-	5	Moderado
BB+ e BB-	4	Alto
B+ e B-	3	Muito alto
CCC+ e CCC-; CC; C	2	Altíssimo
D	1	Insolvência

Fonte: Adaptado de *Fitch Ratings*.

Com base nas informações obtidas da *Fitch Rating*, a codificação em valores numéricos padroniza os *ratings*, permitindo uma comparabilidade entre as escalas, em que pontuações maiores indicam menores riscos (Altman, 1968). Essa abordagem busca uniformizar os dados e reduzir possíveis vieses, permitindo uma análise mais consistente e comparável do risco de crédito.

Tal etapa do procedimento foi realizada no *software* estatístico *R*, assim como o tratamento dos dados. Com base nos possíveis resultados que podem ser obtidos e na adaptação das interpretações propostas por Gujarati (2011), o quadro a seguir apresenta as possíveis interpretações:

Quadro 8 - Relação das variáveis *rating* de crédito e WACC

Variável	Sinal esperado	Explicação
$\beta_1$	Negativo	<i>Ratings</i> com menores valores numéricos estão associados a um WACC menor.
$\beta_1$	Positivo	<i>Ratings</i> com maiores valores numéricos estão associados a um WACC maior.
Valor p	<0,05	Relação estatística significativa de $\beta_1$

Quadro 8 - Relação das variáveis *rating* de crédito e WACC

Variável	Sinal esperado	Explicação
Valor p	>0,05	Relação estatística não significativa de $\beta_1$
$\beta_1$ ; Valor p	Negativo; <0,05	Melhores <i>ratings</i> estão associados à redução do custo de capital.
$\beta_1$ ; Valor p	Positivo; <0,05	Piores <i>ratings</i> elevam significativamente o custo de capital.

Fonte: Elaboração própria.

Nesta fase foi analisada a hipótese 1: melhores *ratings* de crédito estão associados a um menor custo de capital (WACC). Espera-se que empresas com melhores *ratings* de crédito, percebidas como menos arriscadas, tenham seu custo de financiamento reduzido, seja de dívida ou capital próprio. Para isso, a hipótese nula representará que o nível de *rating* de crédito não influencia significativamente o WACC das empresas.

Após a regressão, foi analisado a qualidade do modelo e realizado os ajustes conforme necessidade, como aponta o Quadro 9:

Quadro 9 - Análise da qualidade do primeiro modelo e ajustes

Teste/ Procedimento	Resultado Esperado	Explicação/ Interpretação	Autor
Teste de heterocedasticidade	p-valor > 0,05	A variância dos resíduos é constante (homocedasticidade)	Breusch-Pagan
Teste de efeito fixo ou <i>pooled</i>	p-valor < 0,05	Rejeita-se H0 (modelo <i>pooled</i> ), indicando que efeitos fixos são relevantes	Breusch-Pagan
Teste de autocorrelação	p-valor < 0,05	Há autocorrelação serial nos resíduos de diferentes períodos	Wooldridge
Teste de Wooldridge para autocorrelação em painéis curtos	p-valor < 0,05	Indica autocorrelação de primeira ordem (resíduos no tempo t correlacionados com t-1)	Wooldridge
Teste de normalidade dos resíduos	p-valor > 0,05	Os resíduos são normais, ou seja, normalmente distribuídos, validando pressupostos de modelos paramétricos, garantindo a eficiência	Field

Quadro 9 - Análise da qualidade do primeiro modelo e ajustes

Teste/ Procedimento	Resultado Esperado	Explicação/ Interpretação	Autor
		dos estimadores, podendo assim prosseguir com inferência clássica.	
Teste de efeitos fixos x aleatórios de Hausman	p-valor < 0,05	Use efeitos fixos	Wooldridge
Teste de dependência <i>cross-sectional</i>	p-valor >= 0,05	Não há dependência, correlação entre as unidades do painel, então prossegue com modelos padrão.	Baltagi
Modelo principal com correção para heterocedasticidade e autocorrelação	p-valor < 0,05	Coefficientes estatisticamente significativos, erros padrão ajustados	Wooldridge
Logaritmização das variáveis	p-valor < 0,05	Relações linearizadas, redução da heteroscedasticidade, normalização da distribuição de variáveis assimétricas	Wooldridge
Modelo de primeiras diferenças	p-valor < 0,05	Foram eliminados os efeitos individuais não observados como heterogeneidade invariante no tempo	Wooldridge
Modelo especificação não-linear (quadrática)	p-valor < 0,05 no $l(Rating^2)$ Valor do ponto crítico (mínimo) deve estar dentro da escala real dos dados de <i>rating</i>	Termo quadrático significativo, melhor ajuste que o modelo linear. O ponto mínimo deve ser o ponto de virada, mostrando uma relação em formato de U ou U invertido, representando a faixa observada.	Wooldridge

Fonte: Adaptado de Breusch-Pagan (1979;1980); Wooldridge (2013); Field (2012); Baltagi (2005)..

Com relação à terceira fase, os valores de contas a receber foram extraídos da plataforma *Refinitiv*, a partir do ano de 2014 até o ano de 2024. Esses valores foram utilizados diretamente como indicador de exposição ao risco de crédito das empresas, permitindo a análise da relação entre o volume de crédito concedido e a respectiva classificação de risco.

Anteriormente a adição do valor da EAD como variável no modelo, foi realizada uma matriz de correlação entre os dados de *rating* e contas a receber, para

verificar o risco de multicolinearidade, e um diagnóstico de multicolinearidade para saber se era aceitável ou um potencial problema (James et al., 2021). Em seguida, prosseguiu-se com a incrementação da nova variável no modelo, para verificar o impacto do mesmo sobre o custo de capital. Com isso, a fórmula apresentada na Equação 6, ficará conforme a Equação 7:

$$WACC_{it} = \beta_0 + \beta_1 \times Rating_{it} + \beta_2 \times EAD_{it} + \varepsilon_{it} \quad (7)$$

Sendo:

- $EAD_{it}$  : exposição ao risco de crédito da empresa  $i$  no tempo  $t$ ;
- $\beta_2$  : coeficiente que indica a influência da EAD sobre o WACC.

Tal etapa do procedimento foi realizada no *software* estatístico *R*, assim como as demais etapas da pesquisa. Com base na adaptação das interpretações propostas por Gujarati (2011) e nos possíveis resultados, tem-se a seguinte interpretação como mostra o Quadro 10:

Quadro 10 - Relação das variáveis *rating* de crédito, WACC e EAD.

Variável	Sinal esperado	Explicação
$\beta_2$	Negativo	Valores menores de EAD (menor exposição ao risco) estão associados a diminuição no WACC.
$\beta_2$	Positivo	Valores maiores de EAD (maior exposição ao risco) estão associados ao aumento no WACC.
Valor p	<0,05	Relação estatística significativa de $\beta_2$
Valor p	>0,05	Relação estatística não significativa de $\beta_2$
$\beta_2$ ; Valor p	Negativo; <0,05	A exposição ao risco de crédito tem impacto relevante e redutor sobre o custo de capital.
$\beta_2$ ; Valor p	Positivo; <0,05	A exposição ao risco de crédito aumenta significativamente o custo de capital.

Fonte: Elaboração própria.

Nesta fase foi analisada a hipótese 2: Empresas com maior exposição ao risco de crédito (EAD) possuem um custo de capital (WACC) mais alto. Na qual

espera-se que empresas com maior EAD, vistas como mais arriscadas, possam elevar tanto o custo da dívida quanto o custo de capital próprio.

Após realizada a regressão, foram feitos os seguintes processos e testes de qualidade, como mostra o Quadro 11 abaixo:

Quadro 11 - Análise da qualidade do segundo modelo e ajustes

Teste/ Procedimento	Resultado Esperado	Explicação/ Interpretação	Autor
Correção de erros padrão	Erros robustos maiores, valor-t mais conservador e melhor significância (p-valor)	Subestimação original devido a dependência temporal, evita falsos positivos e resultados mais confiáveis	Wooldridge
Análise de interação entre <i>rating</i> e EAD	p-valor < 0,05	Interação estatisticamente relevante, mostrando como o efeito do EAD no WACC varia conforme o <i>rating</i>	Wooldridge
Teste de multicolinearidade no modelo <i>between</i>	VIF < 5	Multicolinearidade aceitável	James et al.
Teste de heterocedasticidade	p-valor > 0,05	A variância dos resíduos é constante (homocedasticidade)	Breusch-Pagan
Teste de efeito fixo ou <i>pooled</i>	p-valor < 0,05	Rejeita-se H0 (modelo <i>pooled</i> ), indicando que efeitos fixos são relevantes	Breusch-Pagan
Teste de autocorrelação	p-valor < 0,05	Há autocorrelação serial nos resíduos de diferentes períodos	Wooldridge
Teste de Wooldridge para autocorrelação em painéis curtos	p-valor < 0,05	Indica autocorrelação de primeira ordem (resíduos no tempo <i>t</i> correlacionados com <i>t-1</i> )	Wooldridge
Teste de normalidade dos resíduos	p-valor > 0,05	Os resíduos são normais, ou seja, normalmente distribuídos, validando pressupostos de modelos paramétricos, garantindo a eficiência dos estimadores, podendo assim prosseguir com inferência clássica.	Field
Teste de efeitos fixos	p-valor < 0,05	Use efeitos fixos	Wooldridge

Quadro 11 - Análise da qualidade do segundo modelo e ajustes

Teste/ Procedimento	Resultado Esperado	Explicação/ Interpretação	Autor
x aleatórios de Hausman			
Teste de dependência <i>cross-sectional</i>	p-valor $\geq 0,05$	Não há dependência, correlação entre as unidades do painel, então prossegue com modelos padrão.	Baltagi
Modelo principal com correção para heterocedasticidade e autocorrelação	p-valor $< 0,05$	Coefficientes estatisticamente significativos, erros padrão ajustados	Wooldridge
Modelo de efeito fixo com controle temporal	p-valor $< 0,05$	Coefficientes estatisticamente significativos, erros padrão ajustados	Wooldridge
Modelo com interação entre <i>rating</i> e tempo	p-valor $< 0,05$	Encontrado heterogeneidade significativa nos efeitos do <i>rating</i> entre setores	Wooldridge
Análise de interação entre EAD e setor	p-valor $< 0,05$	Encontrado heterogeneidade significativa nos efeitos do EAD entre setores.	Wooldridge

Fonte: Adaptado de Breusch-Pagan (1979;1980); James et al. (2021); Wooldridge (2013); Field (2012); Baltagi (2005).

Por fim, o objetivo da quarta fase foi analisar se houve diferenças no custo de capital entre as empresas de diferentes setores listadas na [B]<sup>3</sup>, levando em consideração o impacto dos *ratings* de crédito e da EAD, para isso foi utilizado variáveis *dummies* para representar os diferentes setores econômicos presentes na amostra. O pacote *fastDummies* foi empregado no tratamento dos dados para transformar a variável categórica setor econômico em colunas binárias (0 ou 1), em que cada coluna corresponde a um setor específico (Field, 2012). Tal abordagem permite incluir o efeito fixo setorial no modelo de regressão, evitando a heteroscedasticidade, observada entre os setores, e a multicolinearidade ao omitir uma categoria como referência. O modelo de interação completa entre os setores foi dado segundo a Equação 8:

$$WACC = \beta_0 + \beta_1 x Rating_{it} + \beta_2 x EAD_{it} + \beta_3 x Dummy_{setor 2} + \beta_4 x Dummy_{setor 3} + \dots + \beta_{11} x Dummy_{setor 10} + \varepsilon_{it} \quad (8)$$

Sendo:

- $Dummy_{setor n}$  é a variável *dummy* que representa os setores, sendo n variando de 2 a 10;
- $\beta_3$  a  $\beta_{11}$  é o coeficiente que mede a diferença no WACC das empresas desses setores em relação ao setor de referência escolhido pela função *fastdummies*.

Sendo realizado nos mesmos *softwares*, a interpretação das *Dummies* vai indicar a diferença no WACC das empresas de cada setor, em relação ao setor referência, em que caso algum dos valores encontrados seja positivo e significativo, indica que aquele setor respectivo possui um WACC maior do que as empresas do setor referência. Já um coeficiente negativo indicará um WACC mais baixo em comparação ao setor referência.

Nessa fase foi analisada a hipótese 3: Existem diferenças significativas no WACC entre os setores das empresas listadas na [B]<sup>3</sup>. Ou seja, espera-se que diferentes setores possam ter características específicas de risco, que afetam o custo de capital.

Visando o melhoramento da análise foram realizados os seguintes processos, conforme o Quadro 12:

Quadro 12 - Processos de melhoramento do modelo setorial

Teste/ Procedimento	Resultado Esperado	Explicação/ Interpretação	Autor
Correção de erros padrão	Erros robustos maiores, valor-t mais conservador e melhor significância (p-valor)	Subestimação original devido a dependência temporal, evita falsos positivos e resultados mais confiáveis	Wooldridge
Modelo <i>Pooling</i> com <i>Cluster</i> por setor	p-valor < 0,05	Ignorando a estrutura de painel e os efeitos individuais, a variável tem	Wooldridge

Quadro 12 - Processos de melhoramento do modelo setorial

Teste/ Procedimento	Resultado Esperado	Explicação/ Interpretação	Autor
		significância estatística. O coeficiente mostrará quanto reflete o WACC daquele setor	
Modelo de primeiras diferenças	p-valor < 0,05	Foi eliminado os efeitos individuais não observados como heterogeneidade invariante no tempo	Wooldridge
Análise complementar por setor	p-valor < 0,05	Efeito estatisticamente significativo no setor.	Wooldridge

Fonte: Adaptado de Wooldridge (2013).

#### 4 APRESENTAÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

Após realizado o tratamento inicial dos dados, com as exclusões das informações não necessárias para a análise, os processos secundários referentes a análise dos dados obtidos, apresentaram os seguintes retornos, como mostra o Quadro 13:

Quadro 13 - Resultados do tratamento dos dados

Tratamento	Fator observado	Resultado	Interpretação
Análise estatística descritiva	Distribuição do WACC	Média = 8,76%; Desvio padrão = 3,93%; Mínimo = 1,85%; Máximo = 27,69%; Mediana = 8,08%; Quartis = 75% das empresas tem WACC abaixo ou igual a 10,86%; 91,29% dos dados completos.	O WACC mostra distribuição relativamente equilibrada, com alguns <i>outliers</i> na extremidade superior.
	Distribuição do <i>rating</i>	Média = 7; Desvio padrão = 1,04; Mínimo = 1; Máximo = 8; Mediana = 7; Quartis = 75% das empresas tem <i>rating</i> abaixo ou igual a 8; 99,59% dos dados completos	<i>Ratings</i> concentrados nos valores mais altos (7 e 8), com poucas empresas nos mais baixos.
	Distribuição do EAD	Média = 2,29 bilhões; Desvio padrão = 3,45 bilhões; Mínimo = 552 mil; Máximo = 26,21 bilhões; Mediana = 1,07 bilhões; Quartis = 75% das empresas tem <i>rating</i> abaixo ou igual a 2,6 bilhões; 91,29% dos dados completos	EAD apresenta distribuição altamente assimétrica, com poucas empresas concentrando valores muito elevados.
	Correlação WACC e <i>rating</i>	Correlação: -0,1652; Significância: p = 0,001	Existe uma relação fraca e negativa, porém estatisticamente significativa, indicando que empresas com melhores <i>ratings</i> tendem a ter um WACC ligeiramente menor.
	Correlação	Correlação: 0,2184;	Há uma relação positiva

Quadro 13 - Resultados do tratamento dos dados

Tratamento	Fator observado	Resultado	Interpretação
	rating e EAD	Significância: $p = 0,00001$	significativa entre o tamanho das contas a receber e o <i>rating</i> , então empresas com maiores valores a receber tendem a ter <i>ratings</i> melhores.
	Correlação WACC e EAD	Correlação: $-0,0847$ Significância: $p = 0,076$	Não há evidência estatística suficiente para afirmar que existe uma relação linear entre WACC e o volume de contas a receber, embora a direção negativa sugira que empresas com EAD maior possam ter um WACC ligeiramente menor.
Análise estatística descritiva por grupo temporal	Visão geral dos grupos temporais	10 anos: 22 empresas; 8+ anos: 30 empresas; 3+ anos: 64 empresas.	O grupo temporal com dados de 10 anos, possui empresas mais estabelecidas, já o grupo com ao menos 3 anos de dados é mais numeroso e inclui empresas mais jovens.
	WACC por grupo	Média 10 anos = 7,3%; Média 8 anos = 7,5%; Média 3 anos = 8,8%; Desvio padrão 10 anos = 2,9% Desvio padrão 8 anos = 3%; Desvio padrão 3 anos = 3,9%.	Empresas mais antigas apresentam WACC significativamente menor comparado ao grupo que possui empresas mais jovens; Menor variabilidade no WACC entre empresas mais estabelecidas.
	<i>Rating</i> por grupo	Média 10 anos = 6,973; Média 8 anos = 7; Média 3 anos = 7,004.	<i>Ratings</i> muito similares entre todos os grupos, não parecendo economicamente significativos.
	EAD por grupo	Média 10 anos = 3,1 bilhões; Média 8 anos = 2,75 bilhões; Média 3 anos = 2,29 bilhões.	Empresas mais antigas têm maior volume médio de contas a receber.
Teste ANOVA	F-value; Pr(>F)	18,83; 9,56e-09.	Valor alto, indicando que há variação considerável entre os grupos; Diferença estatisticamente significativa.
Análise Post-Hoc com teste de Tukey HSD	P-valor	8+ e 10 anos = 0,721; 3+ e 10 anos = 0,00001; 3+ e 8+ anos = 0,00001.	Não há diferença significativa entre os grupos com 8+ anos e 10 anos de dados; O grupo de 3+ anos tem WACC significativamente maior do que os outros dois grupos,

Quadro 13 - Resultados do tratamento dos dados

Tratamento	Fator observado	Resultado	Interpretação
			reforçando a ideia de que empresa com séries temporais mais curtas são mais arriscadas ou menos previsíveis, elevando o custo de capital.
Análise de estacionariedade*	P-valor de cada variável	WACC = 0; <i>rating</i> = 0; EAD = 0.	H1: todas as séries são estacionárias.
Análise de desbalanceamento dos dados	Quantidade e porcentagem de <i>missing</i>	WACC = 42 valores ausentes (8,66%); <i>rating</i> = 2 valores ausentes (0,41%); EAD = 42 valores ausentes (8,66%).	As variáveis WACC e EAD têm a maior quantidade de dados ausentes, mas em termos de porcentagem, não é crítico, estando dentro do recomendado e não precisando de ajustes.

\*Resultados dos testes de estacionariedade no Apêndice A.

Fonte: Elaboração própria.

Ainda na análise estatística descritiva, foi gerado o Gráfico 1 que representa a distribuição dos dados do WACC, na qual é possível notar uma distribuição assimétrica positiva, ou seja, alguns valores mais altos, mas a maioria está nos menores, sugerindo assim que a maior parte das empresas tem um custo de capital, relativamente baixo.

Gráfico 1 - Distribuição dos dados do WACC



Fonte: Elaboração própria.

Se tratando da distribuição dos dados dos *ratings*, como mostra o Gráfico 2,

notamos que está bem concentrada nas faixas mais altas, indicando que a maior parte dos ativos analisados têm uma boa qualidade de crédito, sendo sua maioria entre os valores 6, 7 e 8, que representa as categorias de A- a AAA. Isso indica também uma baixa dispersão na avaliação de riscos entre as empresas listadas, o que pode refletir tanto a predominância de empresas com risco considerado moderado pelas agente, quanto uma limitação na sensibilidade dos *ratings* em capturar nuances de riscos em determinados contextos setoriais ou macroeconômicos. Tal distribuição reduz a variabilidade da variável independente, o que pode comprometer parcialmente a capacidade explicativa dos modelos aplicados.

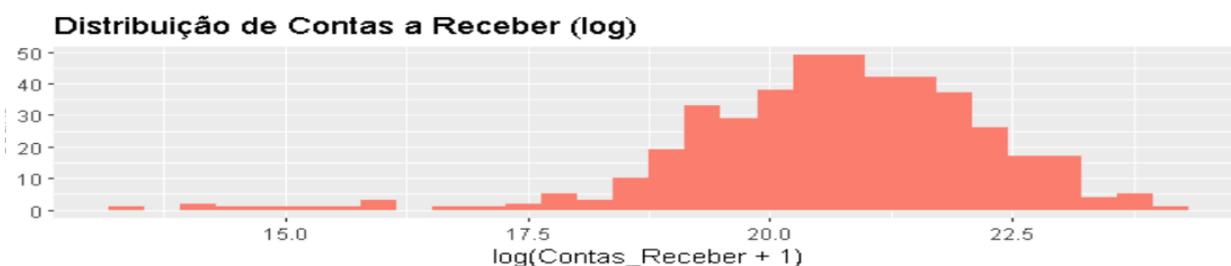
Gráfico 2 - Distribuição dos dados do *rating*



Fonte: Elaboração própria.

Já observando o Gráfico 3, representando a distribuição dos dados do EAD, ou seja, das contas a receber, que foram logaritmizadas para normalizar a variável e facilitar análises com regressão, percebe-se uma curva simétrica, sendo aproximadamente normal, sugerindo que o volume de exposição ao risco de crédito está relativamente bem distribuído, com uma leve concentração em valores intermediários.

Gráfico 3 - Distribuição dos dados do EAD



Fonte: Elaboração própria.

Foi realizado também uma matriz de correlação entre as variáveis, como mostra o Gráfico 4, em que se pode sugerir que o WACC está mais sensível ao tempo do que as outras variáveis. Além disso, os *ratings* e as contas a receber possuem uma relação leve, o que pode indicar que empresas com boa reputação estão relacionadas com mais operações de crédito, e existe pouca relação direta entre WACC e EAD, sugerindo que outros fatores impactam mais o risco da exposição.

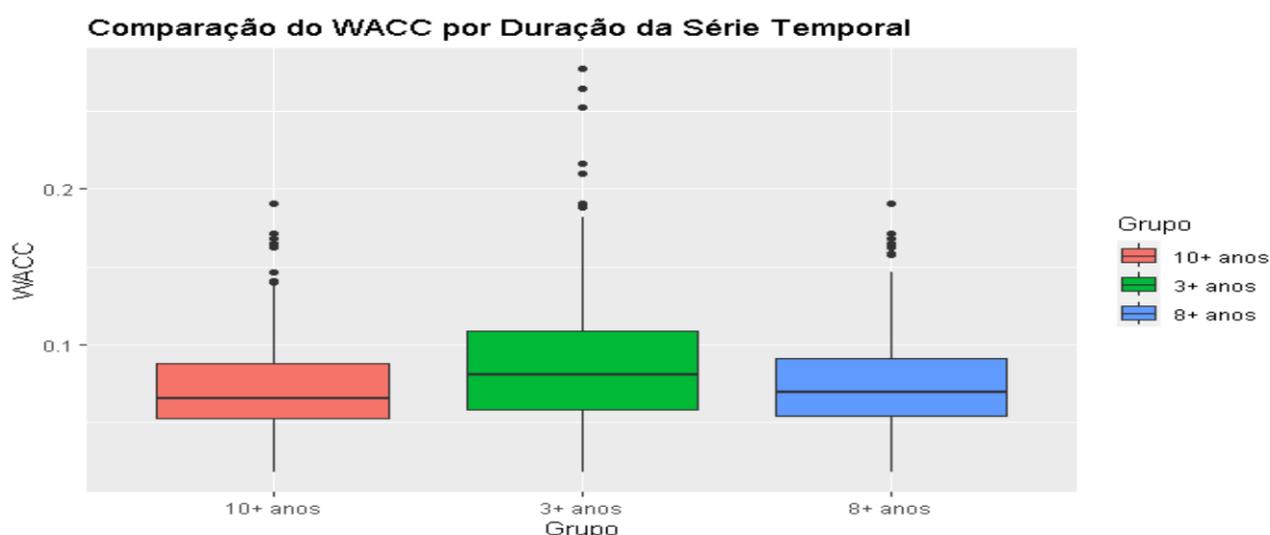
Gráfico 4 - Matriz de Correlação entre WACC, *Rating*, EAD e Ano

Fonte: Elaboração própria.

Na análise estatística descritiva por série temporal foi gerado o Gráfico 5, tipo *boxplots*, em que mostra a variação do WACC em função da duração da série

temporal, apontando uma tendência de WACC menor para empresas com séries temporais mais longas, podendo indicar maior maturidade ou estabilidade, além de melhor histórico para análise de risco. Já os dados com séries a partir de 3 anos mostram maior volatilidade e valores mais altos de WACC, podendo indicar menor confiança na previsibilidade do fluxo de caixa, levando a um risco percebido maior. Tais conclusões são confirmadas estatisticamente com os testes de ANOVA e de Tukey HSD, realizados anteriormente.

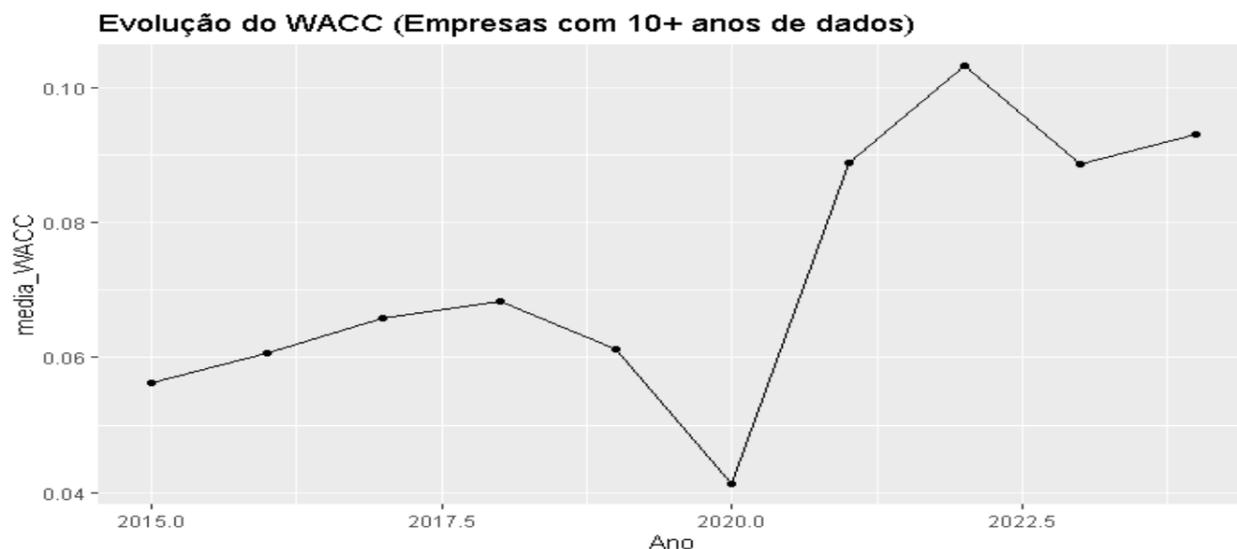
Gráfico 5 - Comparação do WACC por Duração da Série Temporal



Fonte: Elaboração própria.

A análise da evolução do WACC nas empresas que possuem 10 anos de dados, como mostra o gráfico 6, indica que o WACC médio vinha relativamente estável até 2019, entretanto a partir de 2021, há um crescimento acentuado, com o seu pico em 2022, seguido por uma leve estabilização. Esse aumento abrupto no WACC entre 2020 e 2022 pode ter contribuído para a elevação geral do custo de capital, refletindo uma mudança de cenário econômico geral, e como o teste de Tukey apontou que o grupo temporal com mais de três anos de dados tem o WACC significativamente maior, é plausível pensar que essas empresas tenham sentido esse impacto de forma mais intensa, reforçando a ideia de que a maturidade da empresa e a estabilidade histórica são fatores importantes para mitigar o impacto de ciclos econômicos adversos.

Gráfico 6 - Evolução do WACC em empresas com 10 anos de dados



Fonte: Elaboração própria.

Após as análises e ajustes dos dados, foi implementada a segunda fase, objetivando a análise da relação entre custo de capital e *rating* de crédito, na qual foi realizada uma regressão conforme Equação 6, apresentada anteriormente. Os resultados obtidos foram: do coeficiente de *rating* de -0,0020643, indicando uma relação negativa entre as variáveis, porém com pequena magnitude; da significância estatística do p-valor igual a 0,2956, não sendo estatisticamente significativo ao nível convencional de 5%, mas sem rejeitar a hipótese nula de que não há relação entre as variáveis; e do ajuste do modelo, com  $R^2$  muito baixo (0,0029) e  $R^2$  ajustado negativo (-0,16725), indicando que o modelo explica pouco a variação no custo de capital.

Em seguida foram realizados os testes de qualidade do modelo inicial e possíveis variações do mesmo, com ajustes para melhoramento da significância estatística e robustez dos dados, em que foram apontados os resultados apresentados no Quadro 14:

Quadro 14 - Testes de qualidade e modelos ajustados

Teste/ Procedimento	Resultado	Interpretação
Teste de Heteroscedasticidade	p-valor = 0,0006379	A variância dos resíduos não é constante, podendo levar a erros padrão incorretos

Quadro 14 - Testes de qualidade e modelos ajustados

Teste/ Procedimento	Resultado	Interpretação
Testar efeitos fixos x <i>pooled</i>	p-valor < 2,2e-16	Rejeita-se a hipótese nula de que não há efeitos individuais, ou seja, o modelo de efeitos fixos/ aleatórios são necessários.
Teste de autocorrelação	AR (1): p-valor = 0,002008; AR (2): p-valor = 9,652e-07; Ordem 3: p-valor = 1,184e-06.	Implica em forte evidência de autocorrelação nos resíduos, tornando os estimadores ineficientes e os testes de hipóteses não válidos
Teste de normalidade dos resíduos	W = 0,98969; p-valor = 0,003503.	O W próximo de 1 indica normalidade perfeita, e o p-valor confirma a rejeição a hipótese nula de normalidade dos resíduos, ou seja, os resíduos não seguem uma distribuição normal, podendo afetar os estimadores e a validade dos testes de hipótese.
Teste de Hausman para efeitos fixos x aleatórios	X <sup>2</sup> = 3,8176; p-valor = 0,05072.	Sugere fraca evidência contra a hipótese que o modelo de efeitos aleatórios é consistente.
Teste de dependência <i>cross-sectional</i>	X <sup>2</sup> = 5966,1; p-valor = 2,2e-16.	Evidência muito forte de dependência entre as empresas, violando pressuposto dos modelos de painel convencional.
Modelo com erros padrão robustos clusterizados	Coefficiente de <i>rating</i> = -0,0020643; Erro padrão robustos = 0,0031991; Estatística t = -0,6453; p-valor = 0,5191.	O coeficiente de <i>rating</i> ficou igual ao modelo original, mas o erro padrão robustos aumentou em 62% em relação ao modelo não ajustado, mostrando adequadamente a dependência intra-empresa.  A correção para heteroscedasticidade e autocorrelação tornou sem inferências mais conservadoras e houve uma perda na significância.
Modelo com transformação logarítmica	Coefficiente de <i>log_rating</i> = -0,11376; Erro padrão = 0,081143; Estatística t = -1,402;	Nesse modelo, o coeficiente indica elasticidade, ou seja, melhorou a relação explicativa entre as variáveis, sendo mais

Quadro 14 - Testes de qualidade e modelos ajustados

Teste/ Procedimento	Resultado	Interpretação
	p-valor = 0,1618; R <sup>2</sup> = 0,0052.	interpretável economicamente, mas a relação ainda não é estatisticamente significativa, não resolvendo assim a relação não-significativa. Apesar de ter resultados melhores que o modelo linear, ainda explica menos de 1% da variação do custo de capital.
Modelo em primeiras diferenças	Coefficiente de rating = -9,2173e-05; Erro padrão = 2,6263e-03; Estatística t = -0,0351; p-valor = 0,97202; R <sup>2</sup> = 3,2935e-06.	Os resultados mostram que as mudanças no <i>rating</i> não explicam mudanças no WACC, sendo o coeficiente economicamente irrelevante e estatisticamente não significativo. Com isso, nesse modelo o poder explicativo foi nulo, a autocorrelação não foi resolvida e houve possível omissão de variáveis.
Modelo quadrático (não-linear)	Termo linear ( <i>rating</i> ): -0,029371; Termo quadrático ( <i>rating</i> <sup>2</sup> ): 0,0025996; Ponto mínimo: 5,65.	Pela derivada, a relação em U com mínimo em <i>rating</i> deveria ser 5,65, entretanto na amostra consta em sua maioria 7 e 8, implicando uma relação crescente, pois <i>ratings</i> acima de 5,65 aumentam o WACC. Foi notado que a faixa observada encontra-se fora do ponto mínimo, levando a uma extrapolação perigosa do comportamento quadrático, mostrando um resultado não intuitivo, na qual tem WACC maior para melhores <i>ratings</i> . O modelo ainda sugere uma estrutura diferente para <i>ratings</i> altos e baixos, além de implicar que outras variáveis podem moderar a relação.

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 1 foi realizada com o intuito de facilitar a comparação entre os resultados apontados em cada modelo discriminado no Quadro 14.

Tabela 1 - Análise de Painel: Relação entre WACC e *Rating*

	Variável Dependente				
	WACC		log.WACC	WACC	
	(1) FE Base	(2) FE Robusto	(3) Log.FE	(4) Primeiras Dif.	(5) Quadrático
<b>Rating</b>	-0,002 (0,002)	-0,002*** (0,001)		-0,0001 (0,003)	-0,030*** (0,002)
<b>Rating<sup>2</sup></b>			-0,114 (0,081)		
<b>I(Rating<sup>2</sup>)</b>					0,003*** (0,0002)
<b>Constante</b>				0,004** (0,002)	
<b>Observações</b>	440	3.678	440	376	3.678
<b>R<sup>2</sup></b>	0,003	0,004	0,005	0,00000	0,048
<b>R<sup>2</sup> Ajustado</b>	-0,167	-0,014	-0,165	-0,003	0,031
<b>Estatística F</b>	1,097 (df = 1; 375)	13,088*** (df = 1; 3613)	1,966 (df = 1; 375)	0,001 (df = 1; 374)	91,342*** (df = 2; 3612)

Nota: Erros padrão robustos clusterizados por empresa entre parênteses.

Legenda: \*\*\* significativo a 1%. \*\* significativo a 5%. \* significativo a 10%.

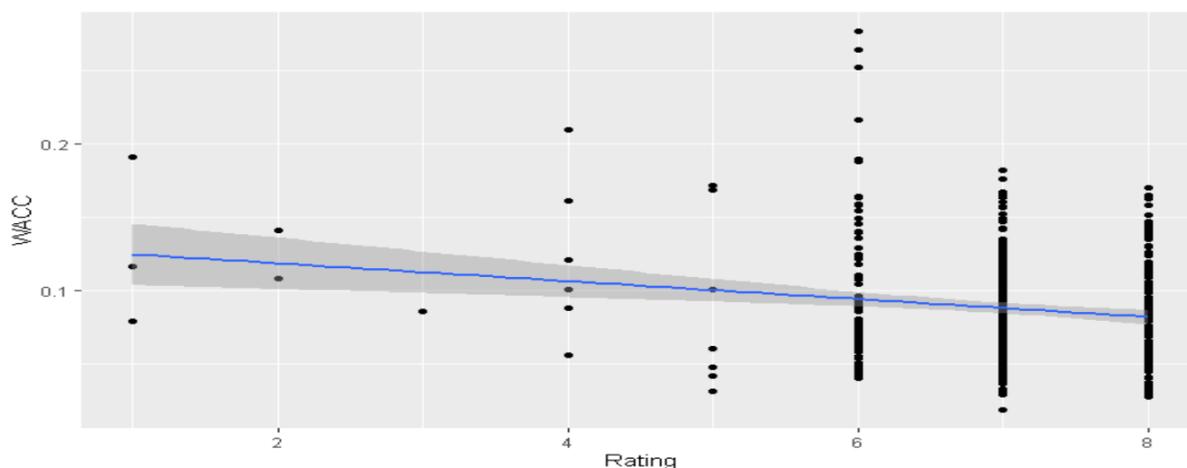
Fonte: Elaboração própria.

A análise da Tabela 1 revela uma relação negativa entre *rating* e WACC, especialmente nos modelos robustos (2 e 4), alinhando-se à expectativa teórica de que melhor crédito reduz o custo de capital. O modelo quadrático (5) sugere não linearidade nessa relação, indicando complexidade adicional. Contudo, o baixo R<sup>2</sup> em todos os modelos aponta para a influência de fatores não observados (como riscos específicos ou variáveis macroeconômicas) no WACC, limitando o poder explicativo isolado do *rating*. A abordagem em painel destaca a importância de controlar heterogeneidade entre empresas, mas reforça a necessidade de incluir variáveis complementares para análises mais precisas.

Diante da baixa significância estatística, foi revisada a análise exploratória dessas variáveis, por meio da análise do Gráfico 7, que aponta a análise da relação bruta. Nele é possível observar a fraca relação visual entre as variáveis, a alta concentração das observações com *ratings* 7 e 8, e a grande dispersão do WACC para cada nível de *rating*. Com isso foi identificado a baixa variabilidade no *rating*,

limitando o poder explicativo da variável, e a distribuição assimétrica do WACC, com valores máximos muito altos.

Gráfico 7 - Análise da relação bruta entre WACC e *Rating*



Fonte: Elaboração própria.

Em resumo, após os testes e estimação dos modelos apresentados, a hipótese inicial de que melhores *ratings* de crédito estão associados a um menor custo de capital foi rejeitada, pois nenhum dos modelos encontrou uma relação estatisticamente significativa entre as variáveis analisadas. O coeficiente do *rating* oscilou próximo a zero, com p-valores elevados, indicando que, na amostra analisada, não há evidências robustas de que empresas com melhores *ratings* tenham WACC significativamente menor.

Alguns possíveis motivos para os resultados obtidos foram: baixa variabilidade nos *ratings*; problemas de especificação; e possível influência de variáveis omitidas. É viável concluir que, nos dados atuais, a hipótese não foi corroborada, sugerindo a necessidade de incluir mais controles ou investigar subamostras com maior variação nos *ratings*.

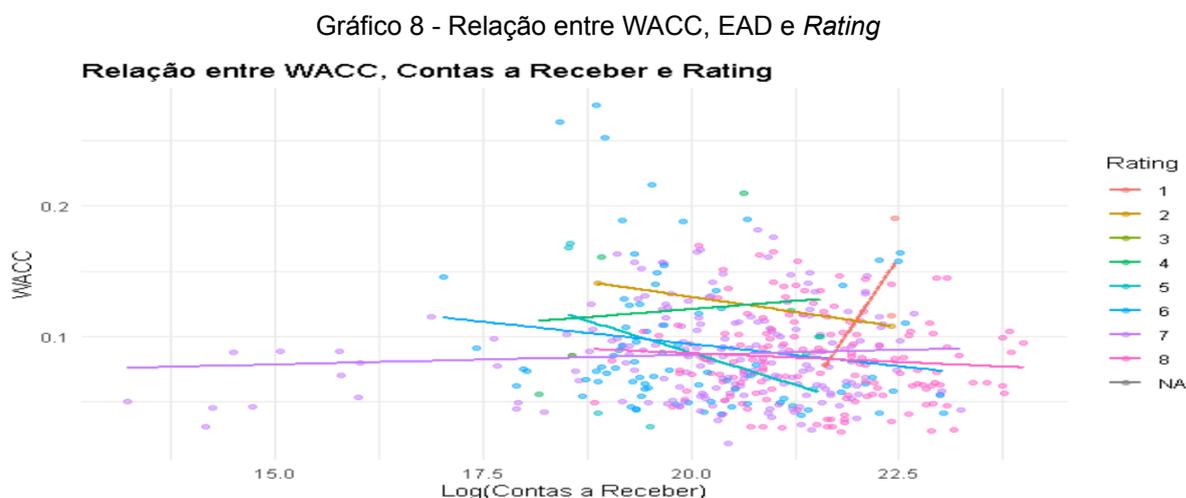
Em seguida foi realizada a terceira fase, na qual foi analisada a mesma relação entre custo de capital e *rating* de crédito, mas acrescido da variável *exposure at default*, por meio das amostras de contas a receber das empresas. Antes foi analisada a correlação entre as variáveis *rating* e EAD, que indicou baixa correlação entre os preditores (0,218), mostrando ser um possível efeito independente no WACC, e foi realizado o teste de multicolinearidade, na qual foi obtido resultado negativo ( $VIF < 5$ ), permitindo incluir ambas as variáveis no mesmo

modelo.

Para não haver distorção dos efeitos, foi realizado a logaritimização dos dados do EAD, e com isso o modelo atual resultou num coeficiente positivo e altamente significativo das contas a receber (0,014; p-valor < 0,0001), indicando que um aumento de 1% no log das contas a receber está associado a um aumento de 0,014% no WACC. Já os valores do *rating* permaneceram os mesmos, sem explicar variações no WACC nesta amostra, com coeficiente de -0,00313 (negativo, como esperado teoricamente) e p-valor de 0,3246 (não significativo).

Realizando uma interpretação maior da variável EAD com WACC, notamos que empresas com maior volume de crédito a clientes apresentam um custo de capital mais elevado, entregando algumas limitações também foram observadas como um possível problema de endogeneidade (causalidade reversa), na qual pode apresentar uma relação bidirecional entre tais variáveis. Outro ponto observado foi a comparabilidade entre empresas de diferentes portes ou setores, na qual pode ser difícil com o valor absoluto das contas a receber, além dos *ratings* continuarem limitando a variabilidade necessária pela alta concentração de seus valores.

Visto os pontos anteriores, foi realizado um modelo de interação entre as variáveis WACC, EAD e *rating*, na qual foi possível concluir que o *rating* não modera a relação entre contas a receber e WACC, ou seja, a relação positiva entre contas e WACC não varia significativamente entre diferentes níveis de *rating*, o que podemos confirmar visualmente no padrão do Gráfico 8, pois as linhas de regressão para diferentes *ratings* são praticamente paralelas, o que confirmou também a independência das duas variáveis ao WACC.



Após essa análise de interação das variáveis, foram realizados os testes de qualidade do modelo apresentado e ajustes com outros modelos para melhor adaptabilidade dos dados, como mostra o Quadro 15.

Quadro 15 - Testes de qualidade e modelos ajustados da terceira fase

Teste/ Procedimento	Resultado	Interpretação
Teste de Heteroscedasticidade	p-valor = 0,0009	Presença forte de heterocedasticidade
Testar efeitos fixos x <i>pooled</i>	p-valor < 2,2e-16	Rejeita-se modelo <i>pooled</i> , sendo necessário efeitos fixos
Teste de autocorrelação	AR (1): p-valor < 0,05; AR (2): p-valor < 0,05; Ordem 3: p-valor < 0,05.	Autocorrelação significativa
Teste de normalidade dos resíduos	p-valor = 0,0003.	Rejeita normalidade
Teste de Hausman para efeitos fixos x aleatórios	$X^2 = 27,56$ ; p-valor = 1,036e-06.	Rejeita-se fortemente a hipótese nula de que o modelo de efeitos aleatórios é consistente, indicando que os efeitos não observados estão correlacionados com as variáveis explicativas
Teste de dependência <i>cross-sectional</i>	$X^2 = 5785,7$ ; p-valor = 2,2e-16.	Evidência muito forte de dependência entre as empresas, violando pressuposto dos modelos de painel convencional.
Modelo com erros padrão robustos clusterizados	Coefficiente de <i>rating</i> = -0,00313; Erro padrão robustos = 0,003451; p-valor = 0,3649; Coefficiente de EAD = 0,014; Erro padrão robustos = 0,003496; p-valor = 7,504e-05	Os resultados dos dados de <i>rating</i> indicam que não há evidência estatística de que melhor <i>rating</i> reduz o WACC. Já os resultados dos dados do EAD indicam que a cada 1% de aumento no log das contas a receber está associado a um aumento de 0,014% no WACC.  Em relação ao modelo anterior, os dados de erro padrão das duas variáveis foram melhores, mas, apesar de confirmar que contas a receber é um determinante

Quadro 15 - Testes de qualidade e modelos ajustados da terceira fase

Teste/ Procedimento	Resultado	Interpretação
		relevante do WACC, a hipótese inicial de que melhores <i>ratings</i> reduzem o WACC não foi confirmada.
Modelo de efeito fixo com controle temporal	Coeficiente de <i>rating</i> = -0,005; p-valor = 0,156; Coeficiente de EAD = -0,0025; p-valor = 0,369.	Houve a perda de significância das variáveis <i>rating</i> e EAD, sugerindo que podem estar correlacionados com fatores capturados pelos anos, podendo a variação atribuída a essas variáveis no modelo simples ser em parte ruído temporal.  Os efeitos temporais foram dominantes, tendo impactos fortes e consistentes no WACC, explicando boa parte da variação.
Modelo com interação entre <i>rating</i> e tempo	Coeficiente de <i>rating</i> = -0,0089; p-valor = 0,021; Coeficiente de EAD = 0,002669; p-valor = 0,3562.	Nesse modelo foi possível notar que a relação entre <i>rating</i> e WACC é sensível a controles temporais, na qual em anos normais o <i>rating</i> reduz o WACC, mas em crises, como em 2020, o efeito se inverte.  Nessa amostra, o EAD não é um preditor robusto do WACC.
Modelo com interação entre EAD e setor	Coeficiente de <i>rating</i> = -0,003076; p-valor = 0,377; Coeficiente de EAD = 0,0075816; p-valor = 0,5.	Esse modelo mostra que o impacto das contas a receber no WACC varia significativamente entre setores, enquanto confirma que o <i>rating</i> não é um determinante relevante em nenhum setor analisado.  Se tratando do efeito base de EAD, os resultados indicaram que o efeito médio mascara grandes variações setoriais.  O setor comunicação teve destaque com efeito fortemente positivo, em que cada 1% de aumento em suas contas a receber aumenta o custo de capital em 0,058% no setor. Já os outros setores apresentaram padrões heterogêneos, mas sem significância estatística. O setor de tecnologia foi o único

Quadro 15 - Testes de qualidade e modelos ajustados da terceira fase

Teste/ Procedimento	Resultado	Interpretação
		que apresentou uma relação inversa (negativa).

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 2 serve para facilitar a comparação entre os resultados apontados em cada modelo discriminado no Quadro 15.

Tabela 2 - Análise de Painel: Relação entre WACC, *Rating* e EAD

Variável	Base	Interação	FE + Tempo	Rating * Ano	Setorial
<b>Rating</b>	-0,003 (-0,99)	-0,001 (-0,03)	-0,005* (-1,66)	-0,009** (-2,45)	-0,003 (0,94)
<b>log_contas_receber</b>	0,014*** (4,31)	0,017 (1,22)	-0,003 (-0,92)	-0,003 (-0,97)	0,016*** (5,27)
<b>Rating:log_contas_receber</b>	NA	0 (-0,05)	NA	NA	NA
<b>factor(Ano)2016</b>	NA	NA	0,003 (1,10)	0,008 (0,33)	NA
<b>factor(Ano)2017</b>	NA	NA	0,008*** (3,54)	-0,03 (-1,25)	NA
<b>factor(Ano)2018</b>	NA	NA	0,013*** (4,58)	-0,023 (-0,96)	NA
<b>factor(Ano)2019</b>	NA	NA	0,003 (0,71)	-0,033 (-0,95)	NA
<b>factor(Ano)2020</b>	NA	NA	-0,019*** (-5,43)	-0,095*** (-3,52)	NA
<b>factor(Ano)2021</b>	NA	NA	0,043*** (8,00)	0,032 (0,59)	NA
<b>factor(Ano)2022</b>	NA	NA	0,057*** (11,91)	0,059 (1,61)	NA
<b>factor(Ano)2023</b>	NA	NA	0,032*** (6,59)	-0,004 (-0,12)	NA
<b>factor(Ano)2024</b>	NA	NA	0,039*** (6,78)	0,012 (0,22)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2016</b>	NA	NA	NA	-0,001 (-0,24)	NA
<b>Rating:factor(Ano</b>	NA	NA	NA	0,006 (1,60)	NA

Tabela 2 - Análise de Painel: Relação entre WACC, *Rating* e EAD

Variável	Base	Interação	FE + Tempo	Rating * Ano	Setorial
)2017					
Rating:factor(Ano) )2018	NA	NA	NA	0,005 (1,43)	NA
Rating:factor(Ano) )2019	NA	NA	NA	0,005 (1,01)	NA
Rating:factor(Ano) )2020	NA	NA	NA	0,011*** (2,84)	NA
Rating:factor(Ano) )2021	NA	NA	NA	0,002 (0,23)	NA
Rating:factor(Ano) )2022	NA	NA	NA	0 (-0,02)	NA
Rating:factor(Ano) )2023	NA	NA	NA	0,005 (1,24)	NA
Rating:factor(Ano) )2024	NA	NA	NA	0,004 (0,54)	NA

Legenda: \*\*\* significativo a 1%. \*\* significativo a 5%. \* significativo a 10%.

Fonte: Elaboração própria.

Realizando uma comparação entre os modelos da análise do custo de capital com *rating* de crédito e EAD, pode-se notar que no primeiro modelo de efeitos fixos simples, as variáveis *rating* e *log\_contas\_receber* são significativos mas possuem problemas de heterocedasticidade e autocorrelação, o que persiste ao tentar resolver com erros robustos clusterizados por empresa. Mas ao adicionar a variável ano (controles temporais), nota-se que as variáveis principais perdem a significância, e os efeitos temporais são fortes, mas a autocorrelação foi resolvida enquanto a heteroscedasticidade persistiu.

Já ao colocar a interação *rating* x ano, a variável *rating* recupera significância, mostrando que o efeito dessa variável no WACC varia no tempo, na qual empresas melhoraram *ratings* em alguns anos específicos, podendo o efeito temporal estar desviando a variação que antes era atribuída às variáveis principais, e possivelmente reflete maior sensibilidade ao risco durante o período pandêmico. No último modelo analisado, foi feita a interação entre EAD com os setores, que assim como o fator ano, também mostrou ter relevância para a análise da relação, mesmo que não seja determinante para o *rating*, sugerindo que riscos operacionais setoriais

influenciam o custo de capital.

Pelo fato de o objetivo do estudo ser a inferência causal entre as variáveis, é preferido o modelo de efeito fixos com controle temporal, no qual foi adicionado o fator ano na análise, pois ele apresenta resultados causalmente mais confiáveis, visto que o *rating* mantém significância estatística após controlar por anos, sugerindo um efeito causal negativo no WACC, e o EAD perde significância, indicando que seu efeito aparente nos primeiros modelos era viés temporal. Além disso, os efeitos temporais explicam grande parte da variação do WACC, aumentando a credibilidade do modelo.

Os resultados indicam que a relação teórica entre *ratings* de crédito e custo de capital, conforme Black e Scholes (1973) e Modigliani e Miller (1958), não se confirma isoladamente no contexto brasileiro, marcado por alta volatilidade. A perda de significância do *rating* em modelos com controles temporais (Tabela 2) reforça achados como os de Fontes (2018), que apontam que crises sistêmicas, como a pandemia de 2020, enfraquecem o impacto de variáveis individuais. O EAD, embora inicialmente significativo, também perde força com os controles temporais, em linha com as críticas de Thackhakam e Ma (2018) sobre a limitação de *proxies* simplificados, mesmo diante de argumentos favoráveis como os de Tong et al. (2016).

Fazendo um comparativo entre o modelo da primeira análise, com apenas o custo de capital e o *rating*, e o modelo atual com adição das variáveis EAD e tempo, é possível notar que a exclusão dessas duas últimas variáveis subestima o efeito de *rating*, além de mostrar que as contas a receber podem estar correlacionado com anos específicos, pois a variável perde poder explicativo ao adicionar o fator anos no modelo, como podemos observar na Tabela 3. Pode-se notar também que os anos de 2020 a 2024 têm fortes efeitos no WACC, tornando outras variáveis menos relevantes. Entretanto, o último modelo apresenta maior explicabilidade que os demais ( $R^2 = 61,3\%$ ), um controle rigoroso de fatores macroeconômicos e o efeito de *rating* é robusto e economicamente relevante.

Tabela 3 - Comparação de Modelos: Efeitos Fixos vs Aleatórios vs Temporais

	Variável Dependente: WACC		
	(1) Efeito Fixo	(2) Efeito Aleatório	(3) Efeito Temporal
<b>Rating</b>	-0,003 (0,003)	-0,003 (0,003)	-0,005 (0,003)
<b>log_contas_receber</b>	0,016*** (0,003)	0,014*** (0,003)	-0,003 (0,003)
<b>Ano 2022</b>	NA	NA	0,003 (0,003)
<b>Ano 2023</b>	NA	NA	0,009*** (0,002)
<b>Ano 2024</b>	NA	NA	0,013*** (0,003)
<b>Ano 2017</b>	NA	NA	0,004 (0,004)
<b>Ano 2018</b>	NA	NA	-0,018*** (0,003)
<b>Ano 2019</b>	NA	NA	0,041*** (0,006)
<b>Ano 2020</b>	NA	NA	0,056*** (0,005)
<b>Ano 2015</b>	NA	NA	0,033*** (0,005)
<b>Ano 2016</b>	NA	NA	0,040*** (0,006)
<b>Constante</b>	NA	-0,175*** (0,050)	NA
<b>Teste Hausman (FE x RE)</b>	NA	85,206*** (p=0,000)	NA
<b>Teste Efeitos Temporais</b>	NA	NA	4,684** (p=0,030)
<b>Observações</b>	3.678	3.678	3.678
<b>R<sup>2</sup></b>	0,106	0,135	0,629
<b>R<sup>2</sup> Ajustado</b>	0,089	0,134	0,621

Notas: Erros padrão robustos clusterizados por empresa entre parênteses. O modelo de efeitos temporais inclui dummies anuais.

Legenda: \*\*\* significativo a 1%. \*\* significativo a 5%. \* significativo a 10%.

Fonte: Elaboração própria.

Em seguida, na quarta fase, foi realizada uma comparação setorial, utilizando o modelo com erros padrão robustos clusterizados, sem adicionar o ano, em que foi verificado que a variável *rating* não foi estatisticamente significativa (p-valor = 0,35), mas a variável *contas a receber* se tornou altamente significativa (coeficiente = 0,0164; p-valor < 0,001), mostrando que um aumento nela está associado a um aumento no WACC. Entretanto, o modelo apresentou problemas com a não

captação dos efeitos temporais, que já foi provado serem significativos, além da variância dos resíduos não serem constantes e apresentar correlação serial muito forte nos resíduos.

Visando resolver tais problemas, foi realizado a análise do modelo *pooling* com *cluster* por setor, na qual mostrou a variável *rating* com p-valor de 0,066 e as contas a receber com p-valor de 0,105, ou seja, ambas não são significativas a 5%, já com relação aos setores, apenas o setor de tecnologia da informação teve efeito significativo (p-valor = 0,017). Entretanto nos testes de qualidade do modelo ele também não teve variância constante, teve correlação serial grave e os efeitos anuais também não foram capturados, então as inferências causais desse modelo não são confiáveis.

Após isso foi realizado um modelo em primeiras diferença, resolvendo o problema de autocorrelação (p-valor = 1), mas persistindo a heteroscedasticidade com p-valor de 0,001. Nesse modelo as variáveis financeiras se tornaram não significativas, confirmando que os *ratings* e as contas a receber não possuem impacto estatisticamente significativo no WACC após controlar por fatores setoriais temporais, ou seja, podemos sugerir que fatores macroeconômicos dominam a dinâmica do custo de capital, enquanto as características específicas das empresas têm papel secundário.

A Tabela 4 facilita a comparação entre os resultados apontados em cada modelo da quarta fase.

Tabela 4 - Comparação entre Modelos de Efeitos Fixos e Interações

Variável	Efeitos Fixos (Setores)	Pooling (Cluster Setorial)	Efeitos Temporais	Primeira Diferença com Controles	NA
<b>Rating</b>	-0,003 (-0,99)	-0,001 (-0,03)	-0,005* (-1,66)	-0,009** (-2,45)	-0,003 (-0,94)
<b>log_contas_receber</b>	0,014*** (4,31)	0,017 (1,22)	-0,003 (-0,92)	-0,003 (-0,97)	0,016*** (5,27)
<b>Rating:log_contas_receber</b>	NA	0 (-0,05)	NA	NA	NA

**Efeitos Temporais:**

Tabela 4 - Comparação entre Modelos de Efeitos Fixos e Interações

Variável	Efeitos Fixos (Setores)	Pooling (Cluster Setorial)	Efeitos Temporais	Primeira Diferença com Controles	NA
<b>factor(Ano)2016</b>	NA	NA	0,003 (1,10)	0,008 (0,33)	NA
<b>factor(Ano)2017</b>	NA	NA	0,008*** (3,54)	-0,03 (-1,25)	NA
<b>factor(Ano)2018</b>	NA	NA	0,013*** (4,58)	-0,023 (-0,96)	NA
<b>factor(Ano)2019</b>	NA	NA	0,003 (0,71)	-0,033 (-0,95)	NA
<b>factor(Ano)2020</b>	NA	NA	-0,019*** (-5,43)	-0,095*** (-3,52)	NA
<b>factor(Ano)2021</b>	NA	NA	0,043*** (8,00)	0,032 (0,59)	NA
<b>factor(Ano)2022</b>	NA	NA	0,057*** (11,91)	0,059 (1,61)	NA
<b>factor(Ano)2023</b>	NA	NA	0,032*** (6,59)	-0,004 (-0,12)	NA
<b>factor(Ano)2024</b>	NA	NA	0,039*** (6,78)	0,012 (0,22)	NA
<b>Interação Rating-Ano</b>					
<b>Rating:factor(Ano)2016</b>	NA	NA	NA	-0,001 (-0,24)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2017</b>	NA	NA	NA	0,006 (1,60)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2018</b>	NA	NA	NA	0,005 (1,43)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2019</b>	NA	NA	NA	0,005 (1,01)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2020</b>	NA	NA	NA	0,011*** (2,84)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2021</b>	NA	NA	NA	0,002 (0,23)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2022</b>	NA	NA	NA	0 (-0,02)	NA
<b>Rating:factor(Ano)2023</b>	NA	NA	NA	0,005 (1,24)	NA

Tabela 4 - Comparação entre Modelos de Efeitos Fixos e Interações

Variável	Efeitos Fixos (Setores)	Pooling (Cluster Setorial)	Efeitos Temporais	Primeira Diferença com Controles	NA
<b>Rating:factor(Ano)2024</b>	NA	NA	NA	0,004 (0,54)	NA

Notas: Coeficientes mostrados com estatísticas t entre parênteses.

Legenda: \*\*\* significativo a 1%. \*\* significativo a 5%. \* significativo a 10%.

Fonte: Elaboração própria.

Foi realizado também uma análise complementar por setor, como mostra a Tabela 5, na qual foi possível identificar os seguintes setores com efeito significativo de *rating*: petróleo, gás e biocombustíveis (forte efeito negativo; p-valor < 0,001); utilidade pública (efeito negativo moderado; p-valor = 0,008) e consumo não cíclico (efeito positivo atípico; p-valor < 0,001). Os setores que tiveram efeito significativo de EAD foram: consumo cíclico (aumento no EAD eleva WACC; p-valor < 0,001); petróleo, gás e biocombustíveis (forte impacto positivo; p-valor < 0,001) e utilidade pública (efeito positivo marginal; p-valor = 0,007).

Tabela 5 - Análise Individual por Setor

Setor	Coeficiente (Rating)	p-valor (Rating)	Coeficiente (Log Contas a Receber)	p-valor (Log Contas a Receber)
<b>Bens Industriais</b>	-0,0180	0,0590	-0,0082	0,0755
<b>Consumo Cíclico</b>	-0,0007	0,8367	0,0084	0,0001
<b>Consumo Não Cíclico</b>	0,0136***	0,0004	-0,0030	0,3184
<b>Materiais Básicos</b>	-0,0062	0,2591	0,0023	0,8158
<b>Petróleo, Gás e Biocombustíveis</b>	-0,0338***	0,0001	0,0304***	0,0001
<b>Saúde</b>	-0,0020	0,7951	0,0084	0,2334
<b>Utilidade Pública</b>	-0,0078**	0,0076	0,0022***	0,0074

Notas: Coeficientes estimados e respectivos p-valores por setor econômico.

Tabela 5 - Análise Individual por Setor

Setor	Coeficiente (Rating)	p-valor (Rating)	Coeficiente (Log Contas a Receber)	p-valor (Log Contas a Receber)
-------	----------------------	------------------	------------------------------------	--------------------------------

Legenda: \*\*\* significativo a 1%. \*\* significativo a 5%. \* significativo a 10%.

Fonte: Elaboração própria.

Em resumo, é possível afirmar que os setores petróleo, gás e biocombustíveis e utilidades públicas mostram forte sensibilidade ao *rating*, sugerindo que políticas de melhoria de crédito são particularmente eficazes nesses setores. Os setores consumo cíclico e petróleo, gás e biocombustíveis respondem significativamente a variações no EAD, indicando que gestão de crédito é crucial para o custo de capital. Ainda é viável explicar que fatores setoriais específicos moderam a relação entre *rating* / EAD e WACC, então políticas customizadas por setor podem ser mais eficazes.

A diferença entre setores, como o impacto negativo do *rating* em Petróleo e Gás e o efeito positivo inesperado em Consumo Não Cíclico, reforça a ideia de Fama e French (1993) de que fatores setoriais influenciam o risco e o retorno. Também apoia a tese de Homrich (2023) de que *ratings* reagem a riscos específicos de cada indústria. Esses resultados indicam que modelos tradicionais precisam considerar os efeitos do setor e do tempo. Na prática, gestores devem adaptar suas estratégias, reduzindo o EAD em setores mais instáveis ou buscando melhorar os *ratings* em áreas reguladas.

Realizando um confronto entre os resultados encontrados com a literatura relevante notamos que a conclusão de que, isoladamente, o *rating* de crédito não possui significância estatística consistente sobre o custo de capital (WACC) após o controle de efeitos fixos e variáveis temporais, como observado em modelos mais robustos, não corrobora com a teoria clássica de Black & Scholes (1973), que associa maior risco (menor *rating*) a maiores custos de capital. A baixa variabilidade dos *ratings* na amostra analisada, concentrados entre as faixas superiores (A- a AAA), pode ter contribuído para essa ausência de significância.

No entanto, em modelos anteriores aos ajustes estatísticos, tanto o *rating* de crédito quanto o EAD apresentaram efeitos estatisticamente significativos sobre o WACC. Esses resultados, apesar de inicialmente alinhados com estudos como os de

Tong et al. (2016), Gürtler et al. (2018) Dala (2024), que apontam a exposição ao risco de crédito como determinante no custo de capital, foram posteriormente invalidados pela identificação de heterocedasticidade e autocorrelação, indicando que os efeitos observados estavam distorcidos por problemas de especificação do modelo.

Com a inclusão de variáveis de controle como ano e setor, os efeitos das variáveis de risco de crédito perderam significância, demonstrando que fatores conjunturais e estruturais explicam melhor a variação no custo de capital do que o *rating* ou o EAD isoladamente. Essa evidência se aproxima das conclusões de Fontes (2018), que destacou o papel de fatores macroeconômicos e da liquidez do mercado na precificação do risco, reduzindo a efetividade das métricas tradicionais como preditores do custo de capital.

Além disso, a análise setorial trouxe evidências consistentes com os achados de Homrich (2023), ao indicar que os efeitos do *rating* e do EAD variam entre os setores, sendo mais relevantes, por exemplo, em setores como Petróleo e Gás, e menos evidentes em setores de Consumo. Essa heterogeneidade reforça a importância de se considerar o contexto setorial e temporal na análise do custo de capital, e sugere que modelos padronizados podem falhar ao ignorar essas especificidades.

Os resultados da presente pesquisa dialogam parcialmente com o estudo de Thackhakam e Ma (2018), que criticam o uso do Fator de Conversão de Crédito como *proxy* para o EAD, devido à instabilidade matemática e interpretações não intuitivas em valores extremos. Embora o presente trabalho tenha utilizado contas a receber como *proxy* direta do EAD, os resultados mostram que mesmo essa abordagem perde significância estatística após o controle de efeitos temporais e setoriais. Isso sugere que, assim como os autores apontaram, a modelagem do EAD é sensível ao contexto e precisa de cuidado na aplicação em diferentes perfis de empresa ou setores, sendo necessária a incorporação de outras variáveis para captar o risco de forma mais precisa.

Já Souza et al. (2020) identificaram uma relação estatisticamente significativa entre *rating* de crédito e estrutura de capital em empresas brasileiras, o que contrasta com os resultados desta pesquisa, em que tal relação não se manteve robusta após os ajustes econométricos. Uma possível explicação para essa divergência é a diferença metodológica: enquanto Souza et al. utilizaram dummies

para empresas classificadas e modelo com Mínimos Quadrados Generalizados, o presente estudo adotou dados contínuos de *rating* e regressões com efeitos fixos. Além disso, a amostra mais recente desta pesquisa, que abrange anos de alta instabilidade econômica e pós-pandemia, pode ter introduzido fatores exógenos que reduziram o peso da classificação de crédito sobre o custo de capital.

Por fim, Sibim, Campos-Rasera e Colauto (2021) observaram uma relação inversa entre práticas de gerenciamento de resultados e os *ratings* atribuídos pelas agências, sugerindo que as agências penalizam sinais de manipulação contábil. Embora o presente estudo não tenha incorporado variáveis diretas de gerenciamento de resultados, seus achados indicam que os *ratings* podem refletir mais do que fundamentos financeiros tradicionais, e sua relação com o custo de capital pode ser diluída quando os modelos não captam fatores como qualidade da informação contábil. Isso pode ajudar a explicar a fraca significância estatística do *rating* nos modelos mais robustos, apontando para a necessidade de análises complementares qualitativas ou com variáveis contábeis específicas.

## 5 CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo geral analisar a relação entre os *ratings* de crédito e o custo de capital de empresas não financeiras de capital aberto no Brasil, considerando o modelo *Exposure at Default*. Para isso, foram estabelecidos três objetivos específicos: (a) avaliar como diferentes níveis de *ratings* influenciam o custo de capital próprio e de terceiros; (b) examinar o impacto do modelo EAD sobre o custo de capital; e (c) comparar empresas de diferentes setores da [B]<sup>3</sup> para identificar variações setoriais no WACC.

A amostra foi composta por empresas não financeiras de capital aberto listadas na [B]<sup>3</sup>, com dados anuais de 2015 a 2024, após a exclusão de empresas sem informações históricas suficientes ou com ações não prioritárias. Foram utilizadas bases da [B]<sup>3</sup>, *Refinitiv* e *Fitch Rating* para coletar *ratings*, WACC (calculado via CAPM) e dados de contas a receber (*proxy* para EAD). Ao final do tratamento inicial da base, restaram uma amostra de 64 empresas não financeiras, com exclusão de *outliers* e dados ausentes (8,66% para WACC e EAD).

A análise combinou métodos quantitativos, em modelos de dados em painel, com regressões para testar as relações entre variáveis e comparações setoriais, além dos controles para heteroscedasticidade, autocorrelação e dependência *cross-sectional*.

Os principais resultados sobre a relação entre *ratings* e WACC, acerca da hipótese 1, mostraram que a análise inicial possuía uma correlação negativa fraca indicando que melhores *ratings* tendem a estar associados a um custo de capital ligeiramente menor. Entretanto, modelos de regressão mais robustos, com controles de efeitos fixos e temporais, não confirmaram significância estatística, sugerindo que a relação direta entre tais variáveis pode ser influenciada por outros fatores, como condições macroeconômicas ou características setoriais. A conclusão sobre a hipótese de que melhores *ratings* reduzem o WACC não foi robustamente confirmada na amostra analisada, possivelmente devido à baixa variabilidade dos *ratings* e à concentração de variáveis omitidas, não corroborando com a literatura de Black & Scholes (1973) e Dala (2024).

Na terceira fase, sobre a hipótese 2, na qual mostra o impacto do EAD no WACC, foi possível notar que as contas a receber apresentaram correlação positiva significativa com *ratings*, mas fraca correlação negativa com WACC. Já os modelos

com logaritmo do EAD revelaram que um aumento de 1% nas contas a receber eleva o WACC em 0,014%, corroborando a hipótese de que maior exposição ao risco de crédito aumenta o custo de capital. Contudo, ao controlar por efeitos temporais e setoriais, o EAD perdeu significância estatística, indicando que seu impacto aparente pode ser capturado por variações macroeconômicas. Ou seja, a hipótese foi parcialmente confirmada, o EAD influencia o WACC, mas seu efeito é moderado por fatores externos. A modelagem do EAD, mesmo restrita a contas a receber, mostrou-se relevante para a precificação do risco, corroborando em partes com a literatura de Tong et al. (2016) e Gurtler et al. (2018).

Em seguida, ao analisar as diferenças setoriais na hipótese 3, os testes ANOVA e *Post-Hoc* confirmaram diferenças significativas no WACC entre setores, em que empresas mais estabelecidas (séries temporais longas) tiveram WACC menor. Os setores como petróleo, gás e biocombustíveis e utilidade pública mostraram sensibilidade forte a *ratings*, enquanto consumo cíclico e tecnologia responderam mais ao EAD. Ou seja, a hipótese foi confirmada, concluindo que há variações setoriais significativas, com riscos e custos de capital heterogêneos, conforme observado por Fontes (2018) e Homrich (2023).

Este trabalho possui algumas limitações importantes que devem ser levadas em considerações para pesquisas futuras: ficou restrito a contas a receber, subestimando a exposição total ao risco; eventos como a crise pós-2020 podem ter distorcido relações; fatores como governança ou endividamento não foram incluídos; e poucas empresas com *ratings* baixos limitaram a análise.

Como sugestões para futuras pesquisas estão a inclusão de outras métricas de EAD, como por exemplo empréstimos, e variáveis de controle, como liquidez e alavancagem. Pode-se também estender a análise para períodos de estabilidade econômica, ou separar em grupos temporais por acontecimentos históricos específicos e relevantes economicamente, investigando assim interações mais complexas.

Embora tenha algumas limitações, o trabalho contribuiu de forma empírica ao demonstrar que a relação entre *ratings* e WACC é sensível a controles temporais e setoriais, enquanto o EAD tem efeito moderado. De forma metodológica, o uso de modelos de painel com ajustes para heterocedasticidade e autocorrelação reforçaram a importância de especificação correta. Já de forma prática, os setores como petróleo e utilidades mostraram maior sensibilidade à *ratings*, sugerindo que

políticas de melhoria de crédito podem reduzir custos de capital nesses casos.

Por fim, os resultados indicam que o WACC é mais influenciado por fatores macroeconômicos e setoriais do que por *ratings* isoladamente, embora a exposição ao risco de crédito tenha papel relevante em setores específicos. A hipótese inicial não sustentada em modelos robustos destaca a necessidade de análises que integrem variáveis temporais e setoriais. Com isso, esse estudo abre caminho para pesquisas futuras que explorem mecanismos causais mais profundos. Portanto, apesar de os resultados não confirmarem de maneira robusta a relação direta entre *ratings* e o custo de capital, a análise evidencia que variáveis setoriais e exposição a inadimplência merecem atenção dos gestores.

## REFERÊNCIAS

- ALTMAN, E. **Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy**. The Journal of Finance, 23, 589-609. 1968. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>>. Acesso em: 01 fev. 2025.
- ASSAF NETO, Alexandre. **Finanças corporativas e valor**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2014.
- BAESENS, B.; ROSCH, D.; SCHEULE, H. **Credit risk analytics: Measurement techniques, applications, and examples in SAS**. Hoboken: Wiley, 2016
- BACEN - BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Relatório de Estabilidade Financeira**. Vol. 23. N. 1. Abril, 2024. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/content/publicacoes/ref/202404/RELESTAB202404-refPub.pdf>>. Acesso em: 20 set. 2024.
- BACEN - BANCO CENTRAL DO BRASIL. **Resolução BCB nº 404 de 1/8/2024**. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?tipo=Resolu%C3%A7%C3%A3o%20BCB&numero=404>>. Acesso em: 20 set. 2024.
- BALTAGI, B. H. **Econometric Analysis of Panel Data**. 3. ed. England: John Wiley & Sons Ltd, 2005.
- BESERRA PINHEIRO, D. **Uso de Auto Machine Learning na Modelagem de Loss Given Default: Desafios e Oportunidades**. São Paulo: FGV. Disponível em: <<https://grcmlesydpd.objectstorage.sa-saopaulo-1.oci.customer-oci.com/p/OQwcvnO-c63O08Gc2Kv4OTbJttj5ik60dguiDIyyQ0wuo5SWn-jHOLW9wNbylNql/n/grcmlesydpd/b/dtysppobjmntbtkp01/o/media/doity/submissoes/artigo-dea7a46b0ae6af654ab1dbd83c1cddba87f75b9d-arquivo.pdf>>. Acesso em: 9 out. 2024.
- BIS - BANK FOR INTERNATIONAL SETTLEMENTS. BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION. **International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: a Revised Framework**, Basel: 2004.
- BLACK, F.; SCHOLES, M. **The Pricing of Options and Corporate Liabilities**. Journal of Political Economy, v. 81, n. 3, p. 637-654, 1973. Disponível em: <<https://www.jstor.org/stable/1831029>>. Acesso em: 1 mar. 2025.
- BRASIL, BOLSA, BALCÃO – [B]³. **Empresas listadas**. 2024. Disponível em: <[https://www.b3.com.br/pt\\_br/produtos-e-servicos/negociacao/renda-variavel/empresas-listadas.htm](https://www.b3.com.br/pt_br/produtos-e-servicos/negociacao/renda-variavel/empresas-listadas.htm)>. Acesso em: 10 out. 2024.
- BRASIL, BOLSA, BALCÃO – [B]³. **Manual de Administração de Risco da Câmara B3**. 2021. Disponível em: <<https://www.b3.com.br/data/files/72/11/E5/B6/543BF7100BE67AF7AC094EA8/Manual%20de%20Administracao%20de%20Risco%20da%20Camara%20B3.pdf>>. Acesso em: 20 set. 2024.

BRIGHAM, E. F.; EHRHARDT, M. C. **Financial Management: Theory & Practice**. 15 ed. Cengage Learning, 2016.

BREALEY, R. A.; MYERS, S. C.; ALLEN, F. **Princípios de Finanças Corporativas** - 10. ed. Porto Alegre: AMGH, 2013.

BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. **A Simple Test for Heteroscedasticity and Random Coefficient Variation**. *Econometrica*, v. 47, n. 5, p. 1287–94, 1979. Disponível em: <<https://doi.org/10.2307/1911963>>. Acesso em: 01 abr. 2025.

BREUSCH, T. S.; PAGAN, A. R. **The Lagrange Multiplier Test and its Applications to Model Specification in Econometrics**. *The Review of Economic Studies*, vol. 47, no. 1, p. 239–253, 1980. Disponível em: <<https://doi.org/10.2307/2297111>>. Acesso em: 01 abr. 2015

CONSELHO MONETÁRIO NACIONAL. **Resolução nº 4.966, de 25 de novembro de 2021**. Disponível em: <<https://www.bcb.gov.br/estabilidadefinanceira/exibenormativo?numero=4966&tipo=Resolu%C3%A7%C3%A3o%20CMN&>>. Acesso em: 01 mar. 2025.

COSO. **Enterprise Risk Management: Integrating with Strategy and Performance**. Committee of Sponsoring Organizations of the Treadway Commission, 2017.

DANTAS, J. A.; SOARES, M. F.; SIMÕES, D. T. **Impactos do Modelo de Perdas Esperadas da IFRS 9 nos Bancos Brasileiros**. *Revista de Contabilidade da UFBA*, v. 17, n. 1, p. 1-15, e2301, 2023. Disponível em: <https://periodicos.ufba.br/index.php/rcontabilidade/article/view/47530>. Acesso em: 03 mar. 2025.

DAMODARAN, A. **Investment Valuation: Tools and Techniques for Determining the Value of Any Asset**. 3. ed. Hoboken: Wiley, 2012.

DAMODARAN, A. **Finanças Corporativas: Teoria e Prática**. 2. ed. São Paulo: Bookman, 2004.

ECONOMATICA. **Banco de Dados e Informações Financeiras**. São Paulo: Economatica, 2024. Disponível em: <<https://www.economatica.com>>. Acesso em: 10 out. 2024.

FAMA, E. F.; FRENCH, K. R. **Common risk factors in the returns on stocks and bonds**. *Journal of Financial Economics*, v. 33, p. 3-56, 1993. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/0304405X93900235>>. Acesso em: 28 mar. 2025.

FIELD, A.; MILES, J.; FIELD, Z. **Discovering Statistics Using R**. London: SAGE, 2012.

FITCH RATINGS. **Ratings Definitions**. Disponível em: <<https://www.fitchratings.com/products/rating-definitions#about-rating-definitions>>. Acesso em: 15 set. 2024.

FONTES, J. R. S. **Evolução da exposição ao risco de crédito**: um estudo empírico do mercado brasileiro de debêntures entre 2014 e 2017. FGV, 2018.

GESTEL, T. VAN; BAESENS, B. **Credit risk management**: financial risk components, rating analysis, models, economic and regulatory capital. Oxford, UK: Oxford University Press, 2009.

GIL, A. C. **Métodos e Técnicas de Pesquisa Social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GITMAN, L. J. **Princípios de administração financeira**. 12. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2010.

GONÇALVES, I. M. P. B. **Impacto da adoção da IFRS 9 - Instrumentos Financeiros nas instituições financeiras portuguesas**. Dissertação de Mestrado, Universidade de Lisboa, Lisboa, Portugal. 2022.

GUJARATI, D. N.; POTER, D. C. **Econometria Básica**. 5. ed. Porto Alegre: AMGH Editora, 2011.

GÜRTLER, M. et al. **Exposure at Default modeling - A theoretical and empirical assessment of estimation approaches and parameter choice**. Journal of Banking and Finance, 2018. Disponível em: <[www.elsevier.com/locate/jbf](http://www.elsevier.com/locate/jbf)>. Acesso em: 30 set. 2024.

HOMRICH, P. O. **Ratings, qualidade creditícia e estrutura de capital em países emergentes**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Santa Maria, Santa Maria, Rio Grande do Sul. 2023. Disponível em:<<https://repositorio.ufsm.br/handle/1/28586>>. Acesso em: 10 mar. 2025.

HULL, J. **Risk management and financial institutions**. 4. ed. Estados Unidos da América: Wiley Finance, 2015.

International Accounting Standards Board. **IFRS 9 - Instrumentos Financeiros**. Disponível em: <<https://www.ifrs.org/issued-standards/list-of-standards/ifrs-9-financial-instruments/>>. Acesso em: 01 mar. 2025.

ISO - INTERNATIONAL ORGANIZATION FOR STANDARDIZATION. **Risk management** - principles and guidelines: BS ISO 31000:2009 = Management du risque - principes et lignes directrices. Geneva: International Organization For Standardization, 2009

JAMES ET. AL, G. **An introduction to statistical learning**. 2. ed. Springer Science+Business Média LLC, 2021.

LAKATOS, E. M.; MARCONI, M. A. **Técnicas de pesquisa**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2017.

LINTNER, J. **The Valuation of Risk Assets and the Selection of Risky**

**Investments in Stock Portfolios and Capital Budgets.** The Review of Economics and Statistics, v. 47, n. 1, p. 13-37, 1965.

MODIGLIANI, F.; MILLER, M. **The Cost of Capital, Corporation Finance and the Theory of Investment.** American Economic Review, v. 48, n. 3, p. 261-297, 1958.

MOODY'S RATINGS. **O que é um rating de crédito?** Disponível em: <<https://ratings.moodys.io/ratings>>. Acesso em: 15 mar. 2025.

MOSSIN, J. **Equilibrium in a Capital Asset Market.** Econometrica, v. 34, n. 4, p. 768-783, 1966.

PERLIN, M.S. **Processamento e Análise de Dados Financeiros e Econômicos com o R.** 2. ed. [s.l. : s.n.]. 2018.

ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. F. **Administração Financeira.** 8. ed. São Paulo: McGraw-Hill, 2009.

SIBIM, M. C.; CAMPOS-RASERA, P. P.; COLAUTO, R. D. **Gerenciamento de Resultados e Rating de Crédito em Companhias Brasileiras de Capital Aberto.** Revista Mineira de Contabilidade, [S. l.], v. 22, n. 3, p. 21–32, 2021. DOI: 10.51320/rmc.v22i3.1267. Disponível em: <https://crcmg.emnuvens.com.br/rmc/article/view/1267>. Acesso em: 2 abr. 2025.

SHARPE, W. F. **Capital Asset Prices: A Theory of Market Equilibrium under Conditions of Risk.** Journal of Finance, v. 19, n. 3, p. 425-442, 1964.

SOUZA, G. H. D. et al. **Estrutura de Capital e Ratings de Crédito: Evidências no mercado acionário brasileiro.** Revista Mineira de Contabilidade, v. 21, n. 2, art. 2, p. 21–32, maio/agosto 2020. Disponível em: <<https://revista.crcmg.org.br/rmc>>. Acesso em: 27 set. 2024

STANDARD & POOR'S GLOBAL RATINGS. S&P. **Entendendo os ratings.** Disponível em: <<https://www.spglobal.com/ratings/pt/about/understanding-ratings>>. Acesso em: 15 set. 2024.

THACKHAM, M.; MA, J. **Exposure at Default without conversion factors - evidence from Global Credit Data for large corporate revolving facilities.** Journal of the Royal Statistical Society, v. 182, n. 4, p. 1267-1286, 2019. Disponível em: <<https://academic.oup.com/jrsssa/article/182/4/1267/7068335>>. Acesso em: 30 set. 2024.

TONELLO, M. **Strategic Risk Management: A Primer for Directors.** 2012. Disponível em: <<https://corpgov.law.harvard.edu/2012/08/23/strategic-risk-management-a-primer-for-directors/>>. Acesso em: 04 out. 2024.

TONG, E. N. C. et al. **Exposure at Default models with and without the credit conversion factor.** European Journal of Operational Research, 2016. Disponível em:

<<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0377221716001004?via%3Dihub>>. Acesso em: 1 mar. 2025.

TRAPP, A. C. G.; CORRAR, L. J.. **Avaliação e gerenciamento do risco operacional no Brasil**: análise de caso de uma instituição financeira de grande porte. *Revista Contabilidade & Finanças*, v. 16, n. 37, p. 24–36, jan. 2005.

WILCOX, R. R. **Introduction To Robust Estimation and Hypothesis Testing**. 3. ed. Estados Unidos da América: Elsevier, 2014.

WOOLDRIDGE, J. M. **Introductory Econometrics: A Modern Approach**. 5. ed. Estado Unidos da América: South-Western, Cengage Learning, 2013.

## APÊNDICE

### APÊNDICE A - TESTES DE ESTACIONARIEDADE

#### Teste de Estacionariedade do WACC

Null Hypothesis: Unit root (common unit root process)  
 Series: D(WACC)  
 Date: 04/11/25 Time: 15:50  
 Sample: 2015 2024  
 Exogenous variables: Individual effects  
 User-specified lags: 0  
 Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel  
 Total number of observations: 326  
 Cross-sections included: 45 (19 dropped)

Method	Statistic	Prob.**
Levin, Lin & Chu t*	-31.4458	0.0000

\*\* Probabilities are computed assuming asymptotic normality

#### Teste de Estacionariedade do *Rating*

Null Hypothesis: Unit root (common unit root process)  
 Series: RATING  
 Date: 04/11/25 Time: 15:54  
 Sample: 2015 2024  
 Exogenous variables: Individual effects  
 User-specified lags: 0  
 Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel  
 Total number of observations: 331  
 Cross-sections included: 37 (27 dropped)

Method	Statistic	Prob.**
Levin, Lin & Chu t*	-4.64446	0.0000

\*\* Probabilities are computed assuming asymptotic normality

#### Teste de Estacionariedade do EAD

Null Hypothesis: Unit root (common unit root process)  
 Series: CONTAS\_RECEBER  
 Date: 04/11/25 Time: 15:55  
 Sample: 2015 2024  
 Exogenous variables: Individual effects  
 User-specified lags: 0  
 Newey-West automatic bandwidth selection and Bartlett kernel  
 Total number of observations: 381  
 Cross-sections included: 47 (17 dropped)

Method	Statistic	Prob.**
Levin, Lin & Chu t*	-121.040	0.0000

\*\* Probabilities are computed assuming asymptotic normality