

BRENO FURLANETTO LIRA
EDUARDO CORREIA DUARTE CANCELLA

Risco de crédito corporativo no Brasil. Um *Score* EMS adaptado e sua aderência
aos *ratings* de agências

PROJETO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
APRESENTADO AO DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA INDUSTRIAL
DA PUC-RIO, COMO PARTE DOS REQUISITOS PARA OBTENÇÃO
DO TÍTULO DE ENGENHEIRO DE PRODUÇÃO

Orientador: Renato de Viveiros Lima

Departamento de Engenharia Industrial
Rio de Janeiro, 9 de junho de 2026.

RESUMO

Este trabalho analisa a aderência de um *score* contábil de risco de crédito aos *ratings* nacionais de longo prazo atribuídos pela Fitch a empresas brasileiras não financeiras. O estudo parte da adaptação do modelo EMS ao contexto brasileiro, com base na formulação proposta por Minardi, e utiliza quatro variáveis financeiras: Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total, Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total, Lucro Operacional sobre Ativo Total e Valor de Mercado do Patrimônio Líquido sobre Exigível Oneroso. O objetivo é verificar em que medida essas variáveis, organizadas em um *score* contábil, são capazes de explicar a classificação de risco observada no mercado.

A pesquisa adota uma abordagem quantitativa e aplicada. A amostra é composta por 37 empresas brasileiras não financeiras listadas na B3, observadas no período de 2021 a 2025, totalizando 184 observações. Com base em informações financeiras, contábeis e de mercado, foram construídas as variáveis do modelo e um *Scorecard* inicial com pesos iguais. Em seguida, foram aplicados modelos de regressão OLS e *Ordered Logit*, além de um procedimento de otimização de pesos, com o objetivo de avaliar a aderência entre o *score* contábil proposto e os *ratings* observados.

Os resultados indicam que a aderência do modelo aos *ratings* das agências é limitada, mas suficiente para identificar padrões relevantes. Entre as variáveis analisadas, o componente patrimonial apresentou maior poder explicativo nos modelos estatísticos, enquanto a variável de mercado mostrou maior poder discriminante na versão otimizada do *Scorecard*. Os achados também mostram que o *score* contábil capta principalmente a dimensão econômico-financeira do risco de crédito, mas não reproduz integralmente a lógica de classificação das agências, que incorporam também fatores qualitativos e estratégicos.

Como contribuição, o trabalho oferece uma aplicação empírica de um modelo contábil adaptado ao Brasil e discute sua aderência aos *ratings* praticados no mercado doméstico. Além disso, o estudo evidencia os limites e o potencial de modelos quantitativos simplificados na análise de risco de crédito corporativo em mercados emergentes.

Palavras-chave: risco de crédito corporativo; *rating* de crédito; Fitch Ratings; EMS adaptado ao Brasil; Minardi; empresas brasileiras.

ABSTRACT

This study analyzes the adherence of an accounting-based credit risk score to the national long-term ratings assigned by Fitch to Brazilian non-financial companies. The study is based on the adaptation of the EMS model to the Brazilian context, following the formulation proposed by Minardi, and uses four financial variables: net working capital over total assets, shareholders' equity minus capital stock over total assets, operating income over total assets, and market value of equity over interest-bearing liabilities. The objective is to verify to what extent these variables, organized into an accounting-based score, are able to explain the risk classification observed in the market.

The research adopts a quantitative and applied approach. The sample consists of 37 Brazilian non-financial companies listed on B3, observed over the period from 2021 to 2025, totaling 184 observations. Based on financial, accounting, and market information, the model variables and an initial Scorecard with equal weights were constructed. OLS and Ordered Logit regression models were then applied, along with a weight optimization procedure, in order to assess the adherence between the proposed accounting-based score and the observed ratings.

The results indicate that the model's adherence to Fitch ratings is limited, but sufficient to identify relevant patterns. Among the variables analyzed, the equity-related component showed the greatest explanatory power in the statistical models, while the market-based variable showed the greatest discriminatory power in the optimized version of the Scorecard. The findings also show that the accounting-based score mainly captures the economic and financial dimension of credit risk, but does not fully reproduce the agencies' rating logic, which also incorporates qualitative and strategic factors.

As a contribution, the study provides an empirical application of an accounting-based model adapted to Brazil and discusses its adherence to the ratings used in the domestic market. In addition, the study highlights both the limitations and the potential of simplified quantitative models in the analysis of corporate credit risk in emerging markets.

Keywords: corporate credit risk; credit rating; Fitch Ratings; EMS adapted to Brazil; Minardi; Brazilian companies.

Sumário

1. INTRODUÇÃO.....	7
2. REFERENCIAL TEÓRICO.....	9
2.1 Variáveis do modelo	9
2.1.1 Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total	9
2.1.2 Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total	10
2.1.3 Lucro Operacional sobre Ativo Total	11
2.1.4 Valor de Mercado do Patrimônio Líquido sobre Exigível Oneroso	12
2.2 Regressão por mínimos quadrados ordinários (OLS)	13
2.3 Regressão logística ordenada (Ordered Logit)	14
2.4 Otimização de pesos por maximização de correlação	16
3. METODOLOGIA	18
4. APRESENTAÇÃO DO HISTÓRICO DA ANÁLISE DE CRÉDITO	20
4.1 Ratings de Crédito.....	22
4.1.1 A classificação de ratings da Fitch.....	23
4.1.2 Operacionalização dos ratings no estudo	23
5. APRESENTAÇÃO DOS MODELOS E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS	25
5.1 Caracterização da amostra e distribuição dos ratings	25
5.2 Resultados da regressão OLS.....	26
5.3 Resultados da regressão Ordered Logit	28
5.4 Tratamento de casos atípicos — Hapvida e Intelbras	29
5.5 Construção e comparação dos Scorecards	30
5.6 Discussão dos resultados.....	32
5.7 Análise das variáveis.....	33
5.7.1 Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total	33
5.7.2 Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total	34
5.7.3 Lucro Operacional sobre Ativo Total	35
5.7.4 Valor de Mercado do Patrimônio Líquido sobre Exigível Oneroso	36
6. CONCLUSÃO.....	38
BIBLIOGRAFIA.....	41
APÊNDICE.....	43

Índice de Tabelas

Tabela 5.2.1 - Resultados da regressão OLS	26
Tabela 5.2.2 - Coeficientes regressão OLS.....	27
Tabela 5.3.1 - Resultados da regressão Ordered Logit	28
Tabela 5.3.2 - Coeficientes regressão Ordered Logit	28
Tabela 5.3.3 - Odds ratio.....	28
Tabela 5.5 - Pesos nos Scorecards e suas correlações com os ratings da Fitch.....	31

Índice de Equações

Equação 2.1 - Equação Score.....	9
Equação 2.2 - Equação Score linear	9
Equação 2.3 - Equação X1	9
Equação 2.4 - Equação X2.....	10
Equação 2.5 - Equação X3.....	11
Equação 2.6 - Equação X4.....	12
Equação 2.7 - Regressão OLS	14
Equação 2.8 - Variável latente do modelo Ordered Logit	15
Equação 2.9 - Regra de classificação por limiares no Ordered Logit.....	15
Equação 2.10 - Função de probabilidade acumulada do modelo Ordered Logit.....	15
Equação 2.11 - Equação Pseudo R2	16
Equação 2.12 - Problema de otimização	17
Equação 2.13 - Restrições de otimização 1	17
Equação 2.14 - Restrições de otimização 2	17

1. INTRODUÇÃO

O risco de crédito corporativo é um elemento central na análise financeira e na tomada de decisão de agentes como investidores, credores e instituições financeiras. Em economias emergentes, como o Brasil, esse tema assume maior relevância devido a fatores como maior instabilidade macroeconômica, diversidade estrutural entre empresas e limitações na qualidade e padronização das informações contábeis disponíveis.

A literatura de previsão de insolvência corporativa tem evoluído significativamente ao longo das últimas décadas, com destaque para modelos baseados em indicadores contábeis. Entre eles, o modelo Z-score, de Altman (1968), consolidou-se como uma das principais referências iniciais na avaliação do risco de falência. Contudo, por ter sido desenvolvido a partir de dados de empresas norte-americanas, sua aplicação em outros contextos econômicos, especialmente em mercados emergentes, apresenta restrições relevantes.

Diante dessas limitações, surgiram modelos mais recentes voltados à realidade de economias em desenvolvimento. Nesse contexto, destaca-se o *Emerging Markets Score* (EMS), proposto por Hartzell e Peck (1995), que busca incorporar características estruturais e financeiras típicas de países emergentes. No caso brasileiro, adaptações desse modelo foram propostas com o objetivo de aumentar sua adequação às especificidades locais, como no trabalho de Minardi e Sanvicente (1998), que ajustam a metodologia às condições do ambiente econômico e contábil nacional.

Paralelamente, as agências de classificação de risco desempenham papel fundamental na avaliação da qualidade de crédito das empresas. Por meio da atribuição de *ratings*, essas instituições sintetizam a percepção de risco de inadimplência, fornecendo um parâmetro amplamente utilizado pelo mercado na precificação de ativos, na concessão de crédito e na avaliação de investimentos.

Nesse cenário, coloca-se a seguinte questão de pesquisa: em que medida um modelo contábil de risco de crédito, baseado no EMS e adaptado ao contexto brasileiro, é capaz de explicar ou reproduzir os *ratings* atribuídos por agências de classificação de risco?

O objetivo geral deste trabalho é desenvolver e aplicar um *score* contábil de risco de crédito para empresas brasileiras não financeiras, com base na adaptação do modelo EMS ao Brasil proposta por Minardi e Sanvicente, e avaliar sua aderência aos *ratings* divulgados por agências de classificação de risco. Como objetivos específicos, busca-se implementar o modelo a partir de dados contábeis de empresas brasileiras, analisar estatisticamente a relação entre o *score* obtido e os *ratings* observados e identificar quais variáveis contábeis apresentam maior capacidade explicativa sobre a classificação de risco.

A metodologia adotada consiste em uma abordagem quantitativa de natureza empírica, baseada na utilização de dados contábeis e informações de *ratings* de empresas brasileiras não financeiras. A partir da construção do *score*, serão empregadas técnicas estatísticas com o objetivo de avaliar o grau de associação entre o modelo proposto e as classificações de crédito observadas.

No capítulo seguinte, será apresentado o referencial teórico do trabalho, com foco na adaptação do EMS ao Brasil. Nesse capítulo, serão descritas as quatro variáveis que compõem o modelo, representadas por X_1 , X_2 , X_3 e X_4 , e discutida a forma como cada uma delas contribui para a avaliação quantitativa do risco de crédito. Também serão apresentados os modelos de regressão utilizados posteriormente na construção dos *Scorecards*.

No Capítulo 3, será detalhada a metodologia adotada, incluindo a definição da amostra, as fontes de dados, o processo de construção das variáveis e dos *Scorecards*, bem como as técnicas estatísticas empregadas para avaliar a aderência entre o modelo proposto e os *ratings* observados.

No Capítulo 4, será apresentado o histórico da análise de crédito corporativo e o contexto dos modelos de avaliação de risco, incluindo a evolução desde abordagens qualitativas até modelos quantitativos. Nesse capítulo, também será discutido o funcionamento dos *ratings* de crédito, com foco na classificação da Fitch e na forma como esses *ratings* são operacionalizados no estudo.

Por fim, no Capítulo 5, serão apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação dos modelos estatísticos e discutida sua interpretação à luz dos objetivos do trabalho. Neste capítulo, serão analisados os resultados das regressões, a construção e comparação dos *Scorecards* e as principais implicações dos achados para a análise de risco de crédito corporativo no Brasil.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

A estrutura utilizada segue a lógica do EMS adaptado ao Brasil por Minardi e Sanvicente (1998). Nessa versão, o modelo trabalha com quatro variáveis, representadas por X_1 , X_2 , X_3 e X_4 .

Essas variáveis procuram resumir diferentes aspectos da situação financeira da empresa e, em conjunto, permitem formar uma visão quantitativa do risco de crédito.

De forma geral, o *score* pode ser entendido como uma combinação dessas quatro variáveis apresentadas na Equação 2.1:

$$Score = f(X_1, X_2, X_3, X_4)$$

Equação 2.1 - Equação Score

ou, de forma linear, como mostra a Equação 2.2

$$Score = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + a_4 X_4$$

Equação 2.2 - Equação Score linear

em que X_1 , X_2 , X_3 e X_4 representam as variáveis do modelo, enquanto a_1 , a_2 , a_3 e a_4 representam as constantes ou coeficientes associados a cada variável. Os coeficientes dependem da formulação específica adotada. Neste trabalho, o mais importante é compreender a lógica econômica das variáveis que formam o modelo.

2.1 Variáveis do modelo

2.1.1 Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total

A primeira variável do modelo é definida pela Equação 2.3:

$$X_1 = \frac{\text{Capital Circulante}}{\text{Ativo Total}}$$

Equação 2.3 - Equação X_1

O Capital de Giro Líquido é calculado pela diferença entre o Ativo Circulante e o Passivo Circulante; o termo também é conhecido como Capital Circulante Líquido. Essa variável corresponde ao Capital de Giro Líquido da empresa em relação ao Ativo Total.

Essa razão mostra a situação de liquidez de curto prazo da empresa. Em termos práticos, ela indica quanto de recurso de curto prazo sobra depois de descontadas as obrigações também de curto prazo. Em análise de crédito, isso é importante porque muitas empresas entram em dificuldade primeiro por falta de liquidez, antes mesmo de apresentarem um problema mais grave de rentabilidade. Assim, quanto maior for o valor de X_1 , maior tende a ser a folga de liquidez da empresa, reduzindo a probabilidade de dificuldades financeiras no curto prazo.

2.1.2 Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total

A segunda variável do modelo é dada pela Equação 2.4:

$$X_2 = \frac{PL - Capital\ Social}{Ativo\ Total}$$

Equação 2.4 - Equação X_2

O Patrimônio Líquido representa os recursos próprios da empresa, enquanto o Capital Social corresponde à parcela originalmente aportada pelos sócios ou acionistas.

Essa variável procura medir a parcela do Patrimônio Líquido que foi formada pela acumulação de resultados ao longo do tempo, e não apenas pelo capital aportado pelos sócios. Dessa forma, ela ajuda a identificar se a empresa construiu uma base patrimonial a partir do próprio desempenho.

Do ponto de vista do risco de crédito, essa razão é relevante porque empresas que acumularam patrimônio internamente tendem a apresentar maior solidez financeira. Isso sugere menor dependência de recursos externos e maior capacidade de absorver perdas. Portanto, valores mais altos de X_2 tendem a indicar empresas mais robustas e com maior resiliência financeira.

Em relação ao modelo original, essa variável apresenta uma adaptação importante. Enquanto a formulação clássica do EMS utiliza Lucros Retidos sobre Ativo Total, a adaptação brasileira substitui esse indicador por Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total. A mudança busca aproximar a ideia de acumulação interna de recursos à estrutura patrimonial observável nas empresas brasileiras, tornando a variável mais compatível com a realidade contábil local.

Essa adaptação se faz necessária porque a estrutura contábil utilizada no Brasil difere daquela presente no contexto em que o modelo original foi desenvolvido. Em especial, a identificação direta da conta de Lucros Retidos nem sempre é simples ou consistente nas demonstrações financeiras brasileiras, principalmente em períodos marcados por diferentes práticas contábeis e ajustes monetários. Dessa forma, a utilização da diferença entre Patrimônio Líquido e Capital Social funciona como uma aproximação da parcela do patrimônio que foi construída pela retenção de resultados ao longo do tempo.

Em termos econômicos, a lógica da variável permanece semelhante à do modelo original. O objetivo continua sendo medir o quanto a empresa conseguiu expandir sua base patrimonial a partir da própria geração de resultados, e não apenas por meio de aportes dos acionistas ou aumento de endividamento. Assim, empresas com valores mais elevados de X_2 tendem a demonstrar maior

capacidade de autofinanciamento e maior solidez financeira de longo prazo, características normalmente associadas a menor risco de crédito.

Cabe destacar, contudo, uma limitação dessa formulação. Embora o Capital Social represente a principal conta associada aos aportes realizados pelos sócios ou acionistas, a Reserva de Capital também pode conter valores relacionados a aportes externos, como ágio na emissão de ações e outras contribuições patrimoniais que não decorrem diretamente da geração de resultados operacionais. Dessa forma, uma medida ainda mais precisa da parcela do Patrimônio Líquido formada por resultados acumulados poderia subtrair, além do Capital Social, também a Reserva de Capital. Neste trabalho, optou-se por manter a formulação apresentada por Minardi e Sanvicente, com o objetivo de preservar a fidelidade à adaptação brasileira utilizada como base. Reconhece-se, no entanto, que a inclusão da Reserva de Capital poderia gerar valores ligeiramente diferentes para X_2 , ainda que não se espere alteração significativa nas conclusões gerais do estudo.

2.1.3 Lucro Operacional sobre Ativo Total

A terceira variável do modelo é expressada pela Equação 2.5:

$$X_3 = \frac{\text{Lucro Operacional}}{\text{Ativo Total}}$$

Equação 2.5 - Equação X_3

O Lucro Operacional representa o resultado gerado pelas atividades principais da empresa, antes do impacto de receitas e despesas financeiras e do imposto de renda. Neste trabalho, o termo Lucro Operacional é mantido por sua tradição na literatura de análise financeira, embora, na nomenclatura contábil atual, essa conta seja apresentada como Resultado Antes do Resultado Financeiro e Tributos.

Essa variável mede a capacidade operacional dos ativos da empresa de gerar resultado. Em outras palavras, ela mostra o quanto a empresa consegue produzir de lucro a partir de sua operação principal, em relação ao tamanho de seu ativo.

Essa é uma variável importante para a análise de crédito porque as dívidas precisam ser sustentadas, no longo prazo, pela geração de resultado operacional. Assim, quanto maior for o Lucro Operacional em relação ao Ativo Total, maior tende a ser a capacidade da empresa de manter uma condição financeira saudável e sustentar suas obrigações.

Em comparação com o modelo original, a diferença aqui está principalmente na forma de definir o resultado operacional utilizado. Na formulação clássica, a variável aparece como EBIT sobre Ativo Total. O EBIT, sigla em inglês para *Earnings Before Interest and Taxes*, representa o lucro antes dos juros e dos impostos, sendo uma medida aproximada do resultado gerado pela

operação da empresa antes dos efeitos da estrutura de capital e da tributação. Já na adaptação ao Brasil, optou-se pelo Lucro Operacional sobre o Ativo Total. Embora as duas medidas sejam próximas em termos de interpretação econômica, essa substituição busca adequar o indicador à forma como as informações são normalmente apresentadas e utilizadas no contexto contábil brasileiro.

2.1.4 Valor de Mercado do Patrimônio Líquido sobre Exigível Oneroso

A quarta variável do modelo é dada na Equação 2.6:

$$X_4 = \frac{\text{Valor de Mercado do Patrimônio Líquido}}{\text{Exigível Oneroso}}$$

Equação 2.6 - Equação X₄

No presente trabalho, essa variável é operacionalizada por meio da razão entre *market capitalization* e Dívida Onerosa Total. Sua função é relacionar o Valor de Mercado da empresa com o montante de suas obrigações financeiras onerosas.

Essa variável pode ser entendida como uma medida da cobertura de mercado sobre a dívida. Em termos práticos, ela indica o quanto o valor atribuído pelo mercado ao Patrimônio Líquido da empresa é suficiente para dar suporte à sua estrutura de Endividamento Oneroso. Quanto maior for essa razão, maior tende a ser a percepção de solidez financeira e menor a pressão relativa da dívida sobre a empresa.

Essa é uma das mudanças mais visíveis em relação ao modelo original. Na formulação clássica, a variável relaciona o Patrimônio Líquido contábil aos passivos totais. Na adaptação brasileira, a comparação passa a ser feita entre o Valor de Mercado do Patrimônio Líquido e o Exigível Oneroso, entendido como a dívida financeira da empresa. Com isso, a variável se torna mais diretamente voltada à relação entre percepção de mercado e endividamento financeiro, o que pode oferecer uma leitura mais aderente ao risco de crédito no contexto das empresas brasileiras.

As quatro variáveis apresentadas cobrem dimensões diferentes, mas complementares, do risco de crédito corporativo. A variável X_1 está ligada à liquidez de curto prazo, X_2 mostra a formação interna de patrimônio ao longo do tempo, X_3 mede a geração operacional e X_4 representa a relação entre Valor de Mercado e Endividamento Oneroso. Em conjunto, elas permitem avaliar a situação financeira da empresa de forma mais completa do que seria possível com apenas um indicador isolado.

É importante destacar que esse tipo de modelo tem como foco a dimensão contábil e financeira do risco. Isso significa que ele não incorpora diretamente fatores qualitativos que também influenciam a avaliação de crédito, como governança, setor de atuação, risco soberano, acesso ao mercado ou perfil de vencimento da dívida. Por isso, o *score* obtido não deve ser entendido como substituto perfeito do *rating* de uma agência, mas sim como uma medida quantitativa da condição econômico-financeira da empresa.

Por fim, cabe destacar um ponto técnico importante. Embora a lógica do modelo tenha origem nas formulações anteriores do EMS para mercados emergentes, este trabalho utiliza a adaptação proposta para o contexto brasileiro. Por isso, a definição das variáveis segue a formulação adotada nessa adaptação, especialmente no uso de indicadores ligados à estrutura patrimonial, ao resultado operacional e à relação entre Valor de Mercado e Exigível Oneroso. Assim, a estrutura utilizada no trabalho deve ser entendida como uma aplicação do EMS adaptado às práticas contábeis da realidade do Brasil, respeitando os ajustes feitos para melhor adequação à realidade das empresas brasileiras.

2.2 Regressão por mínimos quadrados ordinários (OLS)

A regressão por mínimos quadrados ordinários, conhecida pela sigla OLS (*Ordinary Least Squares*), é um método central na econometria aplicada para estimar relações lineares entre uma variável dependente e um conjunto de variáveis explicativas. Sua utilização se justifica pela simplicidade de implementação e pela interpretação direta dos coeficientes, além de suas propriedades estatísticas sob as hipóteses clássicas do modelo linear. Conforme Wooldridge (2013), sob as hipóteses de Gauss-Markov, os estimadores OLS são não viesados, consistentes e apresentam propriedades que permitem a realização de testes estatísticos. O objetivo do método é encontrar os coeficientes que minimizam a soma dos quadrados dos resíduos, isto é, a diferença entre os valores observados e os valores estimados pelo modelo.

De forma geral, o modelo pode ser expresso pela Equação 2.7:

$$Y = a_0 + a_1X_1 + a_2X_2 + a_3X_3 + a_4X_4 + \varepsilon$$

Equação 2.7 - Regressão OLS

em que Y representa a variável dependente, X_1 , X_2 , X_3 e X_4 são as variáveis explicativas, a_0 é o intercepto, a_1 a a_4 são os coeficientes estimados e ε é o termo de erro.

No presente trabalho, o OLS é utilizado com finalidade diagnóstica. A variável dependente é o *rating* da Fitch convertido em valor numérico ordenado, e as variáveis explicativas são as notas atribuídas a X_1 , X_2 , X_3 e X_4 por meio do procedimento de decis descrito na metodologia. A partir dos resultados do modelo, é possível identificar quais variáveis apresentam relação estatisticamente significativa com o *rating* observado, bem como a direção dessa relação (se positiva ou negativa) e sua magnitude relativa. O modelo também permite avaliar, por meio da estatística F e do coeficiente de determinação R^2 , se o conjunto de variáveis possui poder explicativo sobre o *rating* de forma global.

É importante destacar que os coeficientes estimados pelo OLS não são utilizados diretamente na construção dos *Scorecards*. Sua função no trabalho é fornecer um diagnóstico estatístico inicial sobre a relação entre as variáveis financeiras e o *rating*, servindo como referência comparativa para os resultados obtidos pelo modelo de regressão logística ordenada, descrito na seção seguinte. A construção dos *Scorecards* ponderados parte exclusivamente dos coeficientes do *Ordered Logit* e do procedimento de otimização numérica apresentados nas seções 2.3 e 2.4.

A principal limitação do OLS neste contexto é que ele trata o *rating* como uma variável contínua, assumindo distâncias iguais entre as categorias. Por exemplo, o modelo assume que a diferença entre AAA(bra) e AA+(bra) é numericamente idêntica à diferença entre AA(bra) e AA-(bra). Essa suposição pode não ser adequada para variáveis ordinais como *ratings* de crédito, o que motivou a adoção do *Ordered Logit* como modelo principal para a derivação dos pesos dos *Scorecards*.

2.3 Regressão logística ordenada (*Ordered Logit*)

A regressão logística ordenada, ou *Ordered Logit*, é um modelo estatístico adequado para situações em que a variável dependente é categórica e apresenta uma ordenação natural entre suas categorias, mas não deve ser tratada como contínua nem como uma variável com distâncias iguais entre seus níveis. McCullagh (1980) desenvolve modelos de regressão para dados ordinais justamente com o objetivo de incorporar a ordenação das categorias sem impor uma escala métrica contínua à variável dependente. Dessa forma, ao contrário da regressão OLS, o *Ordered Logit* respeita a natureza ordinal da variável, sendo apropriado para aplicações como *ratings* de crédito, nos quais existe uma hierarquia clara entre as classificações, mas não uma distância observável e uniforme entre elas.

A lógica do modelo parte da ideia de que existe uma variável latente contínua subjacente à variável observada (GREENE; HENSHER, 2010). Essa variável latente representa uma propensão não observada associada à qualidade de crédito da empresa. Formalmente, essa relação pode ser representada pela Equação 2.8:

$$Y^* = X\beta + \varepsilon$$

Equação 2.8 - Variável latente do modelo Ordered Logit

em que Y^* representa uma propensão latente não observada associada à qualidade de crédito da empresa, $X\beta$ é o preditor linear formado pelas variáveis explicativas e seus coeficientes, e ε é o termo de erro, assumido com distribuição logística. Como Y^* não é observada diretamente, observa-se apenas a categoria discreta Y , correspondente ao rating atribuído à empresa.

A categoria observada resulta da comparação dessa variável latente com limiares estimados pelo modelo. Essa regra de classificação pode ser expressa pela Equação 2.9:

$$Y = j \Leftrightarrow a_{j-1} < Y^* \leq a_j$$

Equação 2.9 - Regra de classificação por limiares no Ordered Logit

Essa formulação indica que uma empresa recebe o rating j quando sua propensão latente Y^* se encontra entre dois limiares consecutivos, a_{j-1} e a_j . Assim, os limiares estimados pelo modelo definem os pontos de corte que separam as diferentes categorias ordenadas de rating.

A partir dessa estrutura de variável latente e limiares, o modelo estima a probabilidade acumulada de uma observação pertencer a uma categoria de rating até determinado nível j , conforme a Equação 2.10:

$$P(Y \leq j) = \frac{I}{I + e^{-(a_j - X\beta)}}$$

Equação 2.10 - Função de probabilidade acumulada do modelo Ordered Logit

Diferentemente da regressão OLS, que estima os coeficientes pela minimização da soma dos quadrados dos resíduos, o Ordered Logit é estimado por máxima verossimilhança. Nesse método, são estimados simultaneamente o vetor de coeficientes β e os limiares a_j , de forma a maximizar a verossimilhança da amostra, isto é, a probabilidade de que o modelo atribua maior probabilidade às categorias de rating efetivamente observadas. Assim, a estimação não busca minimizar erros em uma escala contínua, mas sim ajustar as probabilidades associadas às categorias ordenadas da variável dependente.

Os coeficientes estimados pelo *Ordered Logit* indicam a direção da relação entre cada variável e a probabilidade de estar em uma categoria de *rating* mais elevada. Um coeficiente positivo significa que um aumento naquela variável aumenta a probabilidade de o emissor estar em uma categoria superior da escala. O modelo também permite calcular os chamados *odds ratios*, que auxiliam na interpretação da magnitude dos coeficientes ao indicar como mudanças nas variáveis explicativas alteram as chances relativas associadas às categorias ordenadas da variável dependente, interpretação frequentemente utilizada em modelos para dados categóricos ordinais (AGRESTI, 2010).

A qualidade do ajuste do modelo *Ordered Logit* é avaliada pelo Pseudo R² de McFadden, uma medida adaptada para modelos estimados por máxima verossimilhança, nos quais o R² tradicional da regressão OLS não se aplica diretamente (MCFADDEN, 1974). O Pseudo R² de McFadden é definido na Equação 2.11:

$$Pseudo R^2 = 1 - \frac{\ln \ln \hat{L}}{\ln \ln \hat{L}_0}$$

Equação 2.11 - Equação Pseudo R²

em que $\ln \ln \hat{L}$ é o logaritmo da verossimilhança do modelo estimado e $\ln \ln \hat{L}_0$ é o logaritmo da verossimilhança do modelo nulo, que considera apenas os limites entre as categorias sem nenhuma variável explicativa. O Pseudo R² varia entre 0 e 1, com valores mais próximos de 1 indicando maior ganho de verossimilhança em relação ao modelo nulo. No entanto, diferentemente do R² da regressão OLS, essa medida não representa a proporção da variância explicada, nem deve ser interpretada como uma medida direta de ajuste aos dados. Em modelos de escolha discreta, valores baixos de Pseudo R² podem ocorrer mesmo quando os coeficientes estimados são estatisticamente relevantes, de modo que sua interpretação deve ser feita de forma comparativa e em conjunto com os demais resultados do modelo (MCFADDEN, 1974; GREENE; HENSHER, 2010).

Neste trabalho, o *Ordered Logit* é aplicado tendo como variável dependente o *rating* da Fitch em escala nacional, tratado como variável categórica ordenada. Essa escolha é metodologicamente mais adequada do que o OLS para o caso em questão, uma vez que respeita a natureza ordinal dos *ratings* sem assumir distâncias iguais entre as categorias.

2.4 Otimização de pesos por maximização de correlação

Além dos modelos de regressão, este trabalho utiliza um procedimento de otimização numérica com o objetivo de encontrar os pesos que maximizam a correlação entre o *score* calculado e o *rating* observado. O procedimento de otimização adotado segue a lógica geral de problemas de otimização numérica com restrições, em que os pesos do *Scorecard* são definidos de modo a maximizar uma função objetivo, respeitando condições impostas às variáveis de decisão (NOCEDAL; WRIGHT, 1999).

O problema de otimização pode ser formulado como mostra a Equação 2.12:

$$\max_{w_1, w_2, w_3, w_4} \rho \left(\sum_{i=1}^4 w_i \cdot Nota_{X_i}, Score_Fitch \right)$$

Equação 2.12 - Problema de otimização

sujeito às restrições apresentadas nas Equações 2.13 e 2.14:

$$\sum_{i=1}^4 w_i = 1$$

Equação 2.13 - Restrições de otimização 1

$$w_i \geq 0,05 \quad \forall i$$

Equação 2.14 - Restrições de otimização 2

em que ρ representa a correlação de Pearson entre o *score* ponderado e o *rating* numérico da Fitch, w_i são os pesos associados a cada variável e $Nota_{x_i}$ são as notas de 1 a 10 atribuídas a cada variável pelo procedimento de decis. A correlação de Pearson mede a intensidade e a direção da associação linear entre duas variáveis quantitativas (BUSSAB; MORETTIN, 2017). Neste trabalho, ela é utilizada como critério para avaliar a aderência entre o *score* calculado e o *rating* numérico da Fitch. A restrição de peso mínimo de 5% por variável foi adotada como decisão metodológica para evitar que alguma dimensão do modelo fosse completamente descartada, preservando a estrutura original do modelo Minardi e Sanvicente.

Assim, o referencial teórico apresentado neste capítulo se limita às ferramentas efetivamente utilizadas na análise.

3. METODOLOGIA

Este trabalho adota uma abordagem quantitativa para avaliar a aderência de um *score* contábil de risco de crédito aos *ratings* nacionais de longo prazo da Fitch atribuídos a empresas brasileiras não financeiras.

A amostra foi composta por 37 empresas brasileiras não financeiras listadas na B3. A seleção considerou três critérios: disponibilidade de dados financeiros completos, existência de *rating* pela Fitch em escala nacional e diversidade setorial. O período analisado foi de 2021 a 2025, totalizando 184 observações.

A base de dados financeiros foi extraída do terminal Bloomberg. Do Balanço Patrimonial, foram coletados Ativo Total, Ativo Circulante, Passivo Circulante, Patrimônio Líquido, Capital Social, Dívida de Curto Prazo e Dívida de Longo Prazo. A partir dessas duas últimas contas, foi

calculada a Dívida Onerosa Total, utilizada como aproximação do Exigível Oneroso. Da Demonstração do Resultado do Exercício, foi coletado o Lucro Operacional. Também foi coletado o *market capitalization*, utilizado como medida do Valor de Mercado do Patrimônio Líquido da empresa.

Com esses dados, foram calculadas quatro variáveis financeiras apresentadas no tópico 2.1. No trabalho empírico, a variável X_4 foi operacionalizada pela razão entre *market capitalization* e dívida onerosa total.

Os *ratings* foram coletados diretamente no site da Fitch Ratings, pois o histórico necessário não estava disponível de forma confiável na Bloomberg e nos portais das demais agências. Para cada empresa, foi consultado o histórico do *National Long Term Rating*. O *rating* utilizado em cada ano foi o vigente em dezembro do ano anterior. Por exemplo, o *rating* de dezembro de 2024 foi utilizado para representar 2025.

Depois da coleta, os *ratings* foram convertidos em valores numéricos ordenados para permitir sua utilização nos testes estatísticos. Em seguida, cada uma das quatro variáveis foi transformada em nota de 1 a 10 por meio de decis. Para isso, as 184 observações de cada variável foram ordenadas do menor para o maior valor e divididas em dez grupos. O grupo de menor valor recebeu nota 1, e o grupo de maior valor recebeu nota 10.

Com base nessas notas, foi construído inicialmente um *Scorecard* com pesos iguais de 25% para cada variável. Depois disso, foram aplicadas três etapas de análise. A primeira foi uma regressão OLS, usada para identificar quais variáveis apresentavam maior poder explicativo sobre o *rating* da Fitch. A segunda foi um modelo *Ordered Logit*, mais adequado ao fato de que o *rating* é uma variável categórica ordenada.

A terceira etapa consistiu em um procedimento de otimização numérica dos pesos do *Scorecard*, com o objetivo de maximizar a correlação entre o *score* calculado e o *rating* observado. Para isso, foi utilizado o método SLSQP (*Sequential Least Squares Programming*), implementado na biblioteca *scipy.optimize* da linguagem Python. O procedimento foi executado com 2.000 pontos de partida aleatórios, buscando reduzir o risco de convergência para mínimos locais e aumentar a confiança de que a solução encontrada corresponde ao ótimo global.

Além da maximização da correlação, também foi avaliada a estabilidade das soluções encontradas ao longo das diferentes execuções do algoritmo. Quanto menor a dispersão entre as soluções obtidas, maior a evidência de robustez do conjunto de pesos identificado. Essa etapa complementa as regressões ao fornecer uma abordagem puramente empírica para determinação dos pesos do *Scorecard*, sem depender diretamente das hipóteses distribucionais dos modelos econométricos.

Assim, a metodologia do trabalho foi organizada em quatro etapas: seleção da amostra, coleta dos dados, construção das variáveis e aplicação dos modelos estatísticos. O objetivo final

foi verificar em que medida o *score* contábil-financeiro proposto apresenta aderência aos *ratings* observados no mercado.

4. APRESENTAÇÃO DO HISTÓRICO DA ANÁLISE DE CRÉDITO

A análise de crédito corporativo tem como objetivo avaliar a capacidade de uma empresa de honrar suas obrigações financeiras, sendo um elemento essencial para a concessão de crédito, a precificação de ativos e a tomada de decisão de investidores. Ao longo do tempo, essa análise evoluiu de abordagens qualitativas e subjetivas para modelos quantitativos baseados em dados financeiros, refletindo o avanço das técnicas estatísticas e a maior disponibilidade de informações.

Inicialmente, a avaliação de crédito era predominantemente baseada em julgamento profissional, considerando fatores como reputação, histórico de pagamento e percepção de risco por parte dos analistas. Embora essas abordagens ainda sejam utilizadas, especialmente em análises qualitativas, a crescente complexidade dos mercados financeiros e a necessidade de padronização impulsionaram o desenvolvimento de modelos quantitativos.

Nesse contexto, destaca-se o trabalho pioneiro de Edward Altman, que, na década de 1960, desenvolveu o modelo conhecido como Z-score (Altman, 1968). Esse modelo utiliza uma combinação linear de indicadores contábeis para estimar a probabilidade de falência de empresas, representando um marco na literatura de previsão de insolvência. Sua principal contribuição foi a introdução de uma abordagem estatística sistemática para a análise de crédito, permitindo maior objetividade e replicabilidade nas avaliações.

Apesar de sua relevância histórica, o modelo de Altman apresenta limitações importantes, especialmente quando aplicado fora do contexto para o qual foi originalmente desenvolvido. Como foi calibrado com base em empresas norte-americanas em um período específico, sua capacidade de generalização para outros países, particularmente mercados emergentes, é restrita. Diferenças institucionais, contábeis e econômicas reduzem a aderência do modelo, tornando necessária a sua adaptação ou substituição por abordagens mais adequadas.

Paralelamente ao desenvolvimento de modelos discriminantes como o de Altman, a literatura de risco de crédito avançou com a incorporação de abordagens baseadas em tempo até o evento de *default*. Nesse contexto, *default* pode ser entendido como a situação em que a empresa deixa de cumprir suas obrigações financeiras nas condições originalmente acordadas, como o não pagamento de dívidas, juros ou principal. Destaca-se, nesse campo, a contribuição de David Cox, que propôs o modelo de riscos proporcionais, amplamente utilizado em análise de sobrevivência (Cox, 1972). Diferentemente dos modelos estáticos, essa abordagem permite estimar a probabilidade de ocorrência de um evento ao longo do tempo, incorporando a dinâmica temporal do risco.

A principal contribuição desses modelos está na capacidade de analisar não apenas se uma empresa irá entrar em *default*, mas também quando esse evento pode ocorrer. Além disso, o modelo de Cox permite lidar com dados censurados, isto é, situações em que empresas não apresentam evento de *default* durante o período analisado, o que é comum em bases reais. Embora tais modelos apresentem maior sofisticação estatística, sua aplicação prática pode demandar bases de dados mais complexas e estruturas metodológicas mais avançadas, o que explica a continuidade do uso de modelos contábeis mais simples em diversos contextos aplicados.

Diante dessas limitações, surgiram modelos mais recentes com o objetivo de capturar as especificidades de economias em desenvolvimento. Entre esses modelos, destaca-se o *Emerging Markets Score* (EMS), de Hartzell e Peck (1995), que pode ser entendido como uma evolução do Z-score de Altman. O EMS busca ajustar a seleção de variáveis e os coeficientes do modelo de forma a refletir melhor a realidade de empresas inseridas em mercados emergentes, considerando características como maior volatilidade econômica, estruturas de capital distintas e diferentes padrões contábeis.

O desenvolvimento do EMS representa um avanço importante na literatura de análise de crédito, pois amplia a aplicabilidade dos modelos de previsão de insolvência para além dos países

desenvolvidos. Ainda assim, mesmo modelos voltados a mercados emergentes podem não capturar integralmente as especificidades de cada país, o que motivou a realização de adaptações adicionais em contextos nacionais.

No caso brasileiro, estudos posteriores buscaram adaptar o modelo EMS às particularidades do ambiente econômico e contábil do país. Entre essas contribuições, destaca-se o trabalho de Minardi e Sanvicente (1998), que propõem ajustes nas variáveis e na estrutura do modelo, com o objetivo de aumentar sua capacidade explicativa no contexto brasileiro. Essas adaptações consideram aspectos como a qualidade das demonstrações financeiras, a estrutura de financiamento das empresas e as características institucionais do mercado local.

Essas evoluções refletem um movimento contínuo na literatura de análise de crédito, no qual modelos são constantemente revisados e adaptados para melhorar sua capacidade preditiva em diferentes contextos. A transição de modelos generalistas para abordagens mais específicas e contextualizadas evidencia a importância de considerar as características locais na construção de ferramentas de avaliação de risco.

Dessa forma, a análise de crédito corporativo evoluiu de abordagens qualitativas para modelos quantitativos cada vez mais sofisticados e adaptados a diferentes realidades econômicas. No contexto deste trabalho, essa evolução fundamenta a utilização de um modelo baseado no EMS adaptado ao Brasil, permitindo uma análise mais adequada do risco de crédito de empresas brasileiras não financeiras.

4.1 Ratings de Crédito

Os *ratings* de crédito são classificações atribuídas por agências especializadas com o objetivo de indicar a qualidade de crédito de uma empresa, de um governo ou de uma emissão específica. De forma geral, essas classificações procuram sintetizar a capacidade de pagamento do emissor e o risco de inadimplência associado às suas obrigações financeiras. Por isso, os *ratings* ocupam papel importante no mercado, pois servem como referência para investidores, credores e demais agentes na avaliação do risco de crédito.

O desenvolvimento dos *ratings* está relacionado ao crescimento dos mercados de dívida e à necessidade de reduzir a assimetria de informação entre emissores e investidores. Em mercados mais amplos e complexos, tornou-se necessário contar com instituições capazes de analisar informações financeiras, econômicas e qualitativas e transformá-las em uma linguagem padronizada de risco. Nesse contexto, as agências de classificação passaram a funcionar como

intermediárias informacionais, oferecendo ao mercado uma opinião especializada sobre a qualidade de crédito dos emissores.

Entre as principais agências de classificação de risco, destacam-se a Fitch, a Standard & Poor's e a Moody's. Embora utilizem escalas próprias, a lógica geral é semelhante: *ratings* mais altos indicam menor risco de inadimplência, enquanto *ratings* mais baixos refletem maior fragilidade financeira e maior sensibilidade a condições adversas. Dessa forma, os *ratings* facilitam a comparação entre empresas diferentes por meio de uma escala comum de risco.

No contexto deste trabalho, a Fitch ocupa papel central, pois seus *ratings* foram utilizados como referência para comparação com o *score* contábil construído a partir das variáveis financeiras selecionadas. Essa escolha está diretamente relacionada à base empírica do estudo. A amostra foi formada por empresas brasileiras não financeiras com cobertura de *rating* pela Fitch em escala nacional, o que permitiu obter uma medida padronizada de risco de crédito compatível com o objetivo do trabalho. Assim, mais do que uma referência conceitual, o *rating* da Fitch constitui a principal variável externa utilizada para avaliar a aderência do modelo proposto.

Outro ponto importante é que o presente estudo trabalha com os *ratings* da Fitch em escala nacional de longo prazo. Diferentemente da escala global, que busca comparar emissores de diferentes países em uma mesma base de risco, a escala nacional procura comparar empresas dentro de um mesmo mercado doméstico. No caso da Fitch, essas classificações são identificadas pelo código do país entre parênteses, como em AAA(bra), AA+(bra) ou AA(bra). Essa distinção é relevante porque, em economias emergentes, fatores macroeconômicos e soberanos podem limitar a comparação direta entre emissores locais e emissores de outros países. A escala nacional, portanto, permite avaliar a posição relativa das empresas dentro do próprio mercado brasileiro.

4.1.1 A classificação de *ratings* da Fitch

No caso da Fitch, a escala de *ratings* de longo prazo vai de AAA, que representa a mais alta qualidade de crédito, até D, que indica inadimplimento. Entre esses extremos, a agência organiza os emissores em categorias como AA, A, BBB, BB, B, CCC, CC e C. Além disso, a Fitch utiliza os sinais de “+” e “-” para refinar a classificação dentro de algumas categorias intermediárias. Assim, por exemplo, um *rating* BBB+ é superior a BBB, que por sua vez é superior a BBB-.

De forma geral, os *ratings* podem ser divididos em dois grandes grupos. O primeiro corresponde ao chamado grau de investimento, que reúne classificações associadas a emissores com menor risco de crédito. No caso da Fitch, esse grupo vai de AAA até BBB. O segundo corresponde ao grau especulativo, que abrange emissores com maior risco e maior sensibilidade a condições adversas. Nesse caso, enquadram-se os *ratings* a partir de BB. Essa divisão é importante

porque influencia decisões de investimento, custo de captação e, em muitos casos, critérios regulatórios adotados por investidores institucionais.

No caso específico do mercado brasileiro, a Fitch também divulga *ratings* em escala nacional, como AAA(bra), AA+(bra), AA(bra) e assim por diante. Essas classificações não devem ser interpretadas como equivalentes diretas à escala global, mas sim como medidas relativas de qualidade de crédito dentro do país. No presente trabalho, essa escolha é importante porque o objetivo não é comparar empresas brasileiras com emissores internacionais, mas avaliar se um modelo contábil adaptado ao Brasil apresenta aderência à classificação de risco observada no mercado doméstico.

4.1.2 Operacionalização dos *ratings* no estudo

Além disso, no presente estudo, os *ratings* da Fitch foram convertidos em valores numéricos ordenados para permitir sua utilização nos testes estatísticos. Por exemplo, AAA(bra) foi associado ao valor mais alto da escala adotada, seguido por AA+(bra), AA(bra) e assim sucessivamente. Essa transformação não altera a natureza ordinal do *rating*, mas permite operacionalizar a comparação entre o *score* calculado e a classificação observada. Esse procedimento foi importante tanto para a regressão OLS, que trata o *rating* como variável numérica, quanto para o modelo *Ordered Logit*, que respeita a ordenação das categorias sem assumir distâncias idênticas entre elas.

Outro aspecto relevante é que a distribuição dos *ratings* observados na amostra apresenta forte concentração nos níveis mais altos da escala nacional. A maior parte das observações ficou concentrada em AAA(bra), seguida por AA+(bra) e AA(bra). Essa característica é importante porque mostra que o mercado brasileiro analisado no estudo possui baixa dispersão de *ratings* na amostra selecionada, o que afeta a capacidade discriminante dos modelos estatísticos e deve ser considerado na interpretação dos resultados.

Do ponto de vista metodológico, é importante destacar que o processo de atribuição de *rating* pela Fitch não se baseia em uma única fórmula fechada. A agência combina análise quantitativa e análise qualitativa. Entre os fatores quantitativos, entram indicadores relacionados à geração de caixa, rentabilidade, alavancagem, liquidez, cobertura de juros e estrutura de capital. Já entre os fatores qualitativos, são considerados elementos como posição competitiva, governança, perfil do setor, estratégia da empresa, risco regulatório e ambiente macroeconômico. Dessa forma, o *rating* atribuído representa uma avaliação ampla da qualidade de crédito, e não apenas o resultado de um cálculo contábil isolado.

Essa observação é central para a interpretação do presente trabalho. O *score* construído com base nas variáveis selecionadas procura captar a dimensão contábil-financeira do risco de crédito. Já o *rating* da Fitch incorpora também fatores qualitativos e estratégicos que não estão

presentes nas variáveis do modelo. Por esse motivo, a comparação entre *score* e *rating* não deve ser entendida como tentativa de reproduzir integralmente a metodologia da agência, mas sim como uma forma de avaliar em que medida um conjunto de indicadores econômico-financeiros consegue explicar uma classificação de risco mais ampla.

Em síntese, os *ratings* de crédito representam uma ferramenta central na análise de risco, pois organizam de forma padronizada a percepção do mercado sobre a capacidade de pagamento dos emissores. No caso deste trabalho, os *ratings* nacionais de longo prazo da Fitch funcionam como referência empírica para avaliar a aderência do *score* contábil desenvolvido. Por isso, compreender sua lógica de classificação, sua escala e seu papel no mercado é fundamental para interpretar corretamente os resultados obtidos ao longo do estudo.

5. APRESENTAÇÃO DOS MODELOS E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS OBTIDOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos a partir da aplicação dos modelos estatísticos descritos na metodologia e discute sua interpretação à luz dos objetivos do trabalho. A análise está organizada em sete partes. Primeiro, caracteriza-se a amostra utilizada e a distribuição dos *ratings* observados. Em seguida, apresentam-se os resultados das regressões OLS e *Ordered Logit*, incluindo o tratamento metodológico adotado para dois casos atípicos identificados na amostra. Por fim, descrevem-se os quatro *Scorecards* construídos, comparam-se seus desempenhos e discutem-se os principais achados e limitações do trabalho.

5.1 Caracterização da amostra e distribuição dos *ratings*

A amostra utilizada neste trabalho é composta por 37 empresas brasileiras não financeiras listadas na B3, observadas no período de 2021 a 2025, totalizando 184 observações. Por empresas não financeiras, entende-se companhias cuja atividade principal não pertence ao setor financeiro, como bancos, seguradoras e instituições de crédito, uma vez que esses segmentos possuem estrutura contábil, regulatória e de endividamento distinta das demais empresas. A seleção das empresas considerou três critérios: disponibilidade de dados financeiros completos no terminal Bloomberg, existência de cobertura de *rating* pela Fitch em escala nacional e diversidade setorial. O período de observação e a janela temporal variam entre empresas conforme a disponibilidade de *rating* — empresas com cobertura mais recente pela Fitch possuem menos observações do que aquelas com histórico mais longo.

Um aspecto relevante para a interpretação dos resultados diz respeito ao perfil das empresas selecionadas. Por definição, a amostra é composta por empresas de grande porte com dados financeiros públicos e cobertura de *rating* por uma das principais agências internacionais. Esse perfil de seleção introduz um viés natural em direção a emissores de melhor qualidade de crédito: empresas maiores, mais estabelecidas e com acesso ao mercado de capitais tendem sistematicamente a apresentar *ratings* mais elevados do que o universo geral de empresas brasileiras. Dessa forma, a concentração de *ratings* nos níveis superiores da escala não é um resultado inesperado, mas uma consequência direta dos critérios de seleção da amostra.

A distribuição dos *ratings* observados confirma essa característica. A categoria AAA(bra) representa 67,6% das observações, seguida por AA+(bra) com 13,3% e AA(bra) com 9,8%. As categorias inferiores — AA-(bra), A+(bra), A(bra) e A-(bra) — respondem juntas por apenas 9,3% das observações, sem nenhuma categoria abaixo de A-(bra) presente na amostra.

Essa concentração pode ser compreendida também à luz da diferença entre a base de comparação utilizada pela Fitch e a utilizada pelo modelo construído neste trabalho. A Fitch atribui seus *ratings* nacionais comparando cada emissor com o universo amplo de empresas brasileiras, incluindo companhias de todos os portes, setores e perfis de risco. Nesse universo mais amplo, as grandes empresas listadas na B3 com acesso ao mercado de capitais tendem naturalmente a ocupar os níveis mais elevados da escala. O modelo proposto neste trabalho, por sua vez, compara as empresas entre si por meio do procedimento de decis: as notas de 1 a 10 atribuídas a cada variável refletem a posição relativa de cada observação dentro da própria amostra. Como a amostra é composta exclusivamente por empresas de grande porte e melhor qualidade de crédito, o modelo distribui as observações de forma mais uniforme ao longo da escala de notas do que os *ratings* da Fitch conseguem fazer ao comparar essas mesmas empresas com um universo muito mais heterogêneo. Essa diferença de base de comparação é uma limitação estrutural do estudo e deve ser considerada na interpretação dos resultados.

5.2 Resultados da regressão OLS

A regressão OLS foi aplicada com o objetivo de avaliar a relação linear entre as notas das quatro variáveis financeiras e o *rating* numérico da Fitch, bem como identificar quais variáveis apresentam poder explicativo estatisticamente significativo sobre o *rating* observado. Os resultados estão apresentados nas Tabela 5.2.1 e 5.2.2.

Métrica	Valor
Variável Dependente	Score_Fitch
R ²	0,243
R ² Ajustado	0,223
F-statistic	12,43
Prob (F-statistic)	8.58e-09
Número de Observações	160
Df Residuals	155
Df Model	4
Log-Likelihood	-186,91
AIC	383,8
BIC	399,2
Durbin-Watson	1,225
Omnibus	40,811
Jarque-Bera (JB)	65,921
Prob(JB)	4.85e-15
Skew	-1,307
Kurtosis	4,748
Cond. No.	48,9

Tabela 5.2.1 - Resultados da regressão OLS

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	t	P-valor	IC 2.5%	IC 97.5%
const	9,749	0,131	74,227	0	9,49	10,008
X1	-1,4406	0,581	-2,481	0,014	-2,587	-0,294
X2	0,6964	0,108	6,43	0	0,482	0,91
X3	-1,8175	0,984	-1,847	0,067	-3,761	0,126
X4	0,0354	0,029	1,242	0,216	-0,021	0,092

Tabela 5.2.2 - Coeficientes regressão OLS

O modelo apresentou R² de 0,243 e R² ajustado de 0,223, indicando que as quatro variáveis em conjunto explicam aproximadamente 24% da variação nos *ratings* observados. A estatística F

do modelo apresentou p-valor inferior a 0,0001, confirmando que o conjunto de variáveis possui poder explicativo global estatisticamente significativo ao nível de 1%.

No nível das variáveis individuais, apenas X_1 e X_2 apresentaram coeficientes estatisticamente significativos. X_2 , que representa o Patrimônio Líquido menos o Capital Social sobre o Ativo Total, apresentou coeficiente positivo de 0,696 com p-valor inferior a 0,001, sendo a variável com maior poder explicativo individual no modelo. Esse resultado indica que empresas com maior acumulação interna de patrimônio (medida pela diferença entre o Patrimônio Líquido e o capital originalmente aportado pelos acionistas) tendem a apresentar *ratings* mais elevados, o que é consistente com a teoria de que a solidez patrimonial construída ao longo do tempo sinaliza menor risco de crédito.

X_1 , que representa o Capital de Giro Líquido sobre o Ativo Total, apresentou coeficiente negativo de -1,441 com p-valor de 0,014. Esse resultado, aparentemente contraintuitivo dado que maior liquidez de curto prazo deveria estar associada a menor risco de crédito, pode ser explicado por uma característica estrutural da amostra. As empresas de grande porte com *ratings* mais elevados possuem ativos totais de magnitude muito superior, o que dilui o Capital de Giro em relação ao Ativo Total, resultando em X_1 relativamente menor. Ao mesmo tempo, essas empresas detêm os *ratings* mais altos da amostra. O modelo captura essa relação inversa como um artefato da composição da amostra, e não como evidência de que menor liquidez causa *ratings* mais elevados.

X_3 e X_4 não apresentaram coeficientes estatisticamente significativos ao nível de 5%, com p-valores de 0,067 e 0,216, respectivamente, indicando que a rentabilidade operacional e a cobertura de mercado da dívida não apresentaram poder explicativo relevante sobre o *rating* nesta amostra e neste período.

5.3 Resultados da regressão *Ordered Logit*

O modelo *Ordered Logit* foi aplicado como abordagem principal para a análise da relação entre as variáveis financeiras e o *rating*, por ser metodologicamente mais adequado à natureza ordinal da variável dependente, conforme discutido na seção 2.3. Os resultados estão apresentados nas Tabela 5.3.1, 5.3.2 e 5.3.3.

Métrica	Valor
Variável Dependente	Rating_ord
Log-Likelihood	-136,36
AIC	288,7
BIC	313,3
Número de Observações	160

Df Residuals	152
Df Model	4
Pseudo R ² de McFadden	0,0888
Categorias de Rating	[6, 7, 8, 9, 10]

Tabela 5.3.1 - Resultados da regressão Ordered Logit

Variável	Coefficiente	Erro Padrão	z	P-valor	IC 2.5%	IC 97.5%
X1	-3,2506	1,649	-1,971	0,049	-6,483	-0,018
X2	1,2764	0,298	4,284	0	0,692	1,86
X3	-4,4519	2,692	-1,654	0,098	-9,728	0,825
X4	0,1069	0,091	1,175	0,24	-0,071	0,285
6/7	-6,1935	1,097	-5,647	0	-8,343	-4,044
7/8	0,7938	0,431	1,841	0,066	-0,052	1,639
8/9	0,451	0,241	1,871	0,061	-0,021	0,923
9/10	-0,0006	0,199	-0,003	0,998	-0,391	0,39

Tabela 5.3.2 - Coeficientes regressão Ordered Logit

Variável	Odds Ratio (exp(coef))
X1	0,0388
X2	3,5837
X3	0,0117
X4	1,1128

Tabela 5.3.3 - Odds ratio

O modelo apresentou Pseudo R² de McFadden de 0,089. Conforme discutido no referencial teórico, esse indicador mede a melhora relativa da verossimilhança do modelo estimado em relação ao modelo nulo, e não deve ser interpretado da mesma forma que o R² do OLS. No contexto deste trabalho, o valor obtido indica que as variáveis financeiras contribuem de forma estatisticamente relevante para explicar a ordenação dos *ratings*, ainda que de forma parcial; resultado esperado, dado o alto grau de concentração da amostra nos níveis mais elevados da escala, que reduz estruturalmente a capacidade discriminante de qualquer modelo estatístico aplicado a esses dados.

Os resultados por variável são consistentes com os obtidos no OLS. X_2 apresentou coeficiente positivo de 1,276 com p-valor inferior a 0,001, sendo a única variável significativa ao nível de 1% em ambos os modelos. O *odds ratio* associado a X_2 foi de 3,58, indicando que um aumento de uma unidade na nota de X_2 multiplica por aproximadamente 3,6 vezes a chance de a empresa estar em uma categoria de *rating* superior. Esse é o resultado mais expressivo e

consistente do trabalho, reforçando que a solidez patrimonial acumulada internamente é o principal determinante contábil do *rating* nesta amostra.

X_1 apresentou coeficiente negativo de -3,251 com p-valor de 0,049, sendo significativo ao nível de 5%. Assim como no OLS, a relação negativa com o *rating* reflete um padrão estrutural da amostra já discutido na seção 5.2. X_3 e X_4 não apresentaram significância estatística ao nível de 5%, com p-valores de 0,098 e 0,240, respectivamente.

Um aspecto relevante dos resultados do *Ordered Logit* diz respeito ao sinal dos coeficientes estimados. Enquanto X_2 e X_4 apresentaram coeficientes positivos (indicando relação direta com a probabilidade de estar em um *rating* superior), X_1 e X_3 apresentaram coeficientes negativos. Essa distinção entre variáveis com coeficiente positivo e negativo terá implicações diretas na construção dos *Scorecards* ponderados, como será discutido na seção 5.5.

5.4 Tratamento de casos atípicos — Hapvida e Intelbras

Durante a análise dos dados, identificou-se que duas empresas da amostra — Hapvida Participações e Investimentos S.A. (HAPV3) e Intelbras S.A. (INTB3) — apresentavam valores atípicos para a variável X_2 que distorciam os resultados dos modelos de regressão.

No caso da Hapvida, o Capital Social registrado no Balanço Patrimonial é significativamente superior ao Patrimônio Líquido total da empresa. Essa situação decorre da fusão com a NotreDame Intermédica em 2022, operação que resultou na emissão de um grande volume de ações e no consequente aumento expressivo do Capital Social contábil, sem que o Patrimônio Líquido total acompanhasse essa expansão na mesma proporção. Como X_2 é calculado pela diferença entre Patrimônio Líquido e Capital Social sobre Ativo Total, o resultado é um valor fortemente negativo para X_2 , que ao ser transformado em nota por decis resulta em nota 1 para todos os anos da empresa na amostra — mesmo que seu *rating* seja AAA(bra). A Intelbras apresenta situação estruturalmente semelhante, com Capital Social superior ao Patrimônio Líquido em decorrência de características específicas de sua estrutura societária.

A presença dessas duas empresas nas regressões introduzia um ruído sistemático nos modelos: elas ensinavam os modelos a associar nota 1 em X_2 a *ratings* elevados, contradizendo o padrão observado nas demais 35 empresas da amostra e reduzindo artificialmente o coeficiente e a significância de X_2 . Para contornar esse problema, optou-se por neutralizar X_2 para essas duas empresas (atribuindo valor nulo à variável), o que as exclui automaticamente das regressões por meio do procedimento de remoção de observações com valores ausentes. As demais variáveis dessas empresas foram mantidas intactas, e sua participação nos *Scorecards* foi preservada por meio da redistribuição proporcional do peso de X_2 entre as variáveis remanescentes. Essa decisão está documentada como nota metodológica nos resultados exportados e deve ser considerada na interpretação dos resultados.

O impacto dessa correção foi expressivo. Após a neutralização de X_2 para Hapvida e Intelbras, o R^2 da regressão OLS passou de 0,138 para 0,243, e o Pseudo R^2 do *Ordered Logit* passou de 0,049 para 0,089 — ambos praticamente dobrando. O coeficiente de X_2 no OLS passou de 0,271 para 0,696, tornando-se mais de duas vezes maior, e o *odds ratio* de X_2 no *Ordered Logit* passou de 1,67 para 3,58. Esses resultados demonstram que o tratamento foi metodologicamente correto e que a distorção introduzida pelas duas empresas era suficientemente relevante para justificar a intervenção.

5.5 Construção e comparação dos *Scorecards*

Com base nos resultados das regressões, foram construídos quatro *Scorecards* com diferentes critérios de ponderação das variáveis, denominados A, B, C e D. O objetivo de cada *Scorecard* é traduzir as notas de 1 a 10 atribuídas a X_1 , X_2 , X_3 e X_4 em um *score* único que possa ser comparado ao *rating* observado. Os pesos de cada *Scorecard* e suas correlações com o *rating* da Fitch estão apresentados na Tabela 5.5.

Scorecard	Pesos				Correlação
	X1	X2	X3	X4	
A	25,00%	25,00%	25,00%	25,00%	0,100
B	35,80%	14,00%	49,00%	1,20%	-0,054
C	5,00%	83,00%	5,00%	7,00%	0,234
D	5,00%	67,50%	5,00%	22,50%	0,246

Tabela 5.5 - Pesos nos *Scorecards* e suas correlações com os *ratings* da Fitch

O *Scorecard* A é o *Scorecard* de referência, construído com pesos iguais de 25% para cada uma das quatro variáveis. Esse *Scorecard* reproduz a estrutura original do modelo Minardi e Sanvicente e serve como *baseline* para avaliar o ganho proporcionado pelas abordagens de ponderação mais sofisticadas. Sua correlação com o *rating* da Fitch foi de 0,100.

O *Scorecard* B utilizou como pesos os valores absolutos dos coeficientes estimados pelo *Ordered Logit*, normalizados para que sua soma totalizasse 100%. A lógica dessa abordagem é que variáveis com coeficientes de maior magnitude no modelo econométrico deveriam receber maior peso no *Scorecard*, pois apresentam relação mais forte com o *rating*. Os pesos resultantes foram de 35,8% para X_1 , 14,0% para X_2 , 49,0% para X_3 e 1,2% para X_4 . No entanto, o *Scorecard* B apresentou correlação negativa de -0,054 com o *rating* da Fitch — resultado inferior ao *baseline* do *Scorecard* A. Essa piora ocorreu porque o procedimento de usar valores absolutos ignora o

sinal dos coeficientes. X_1 e X_3 apresentaram coeficientes negativos no *Ordered Logit*, indicando relação inversa com o *rating*. Ao atribuir pesos elevados a essas variáveis sem considerar essa inversão, o *Scorecard* passou a andar na direção contrária ao *rating*. O resultado negativo do *Scorecard* B não representa um erro de implementação, mas sim uma limitação metodológica conhecida da abordagem de usar coeficientes absolutos como pesos, e sua inclusão no trabalho é relevante exatamente por evidenciar esse problema.

O *Scorecard* C foi desenvolvido como resposta à limitação identificada no *Scorecard* B. Em vez de usar os valores absolutos de todos os coeficientes, o *Scorecard* C utiliza apenas os coeficientes com sinal positivo — X_2 e X_4 — para distribuir o peso disponível, enquanto as variáveis com coeficiente negativo — X_1 e X_3 — recebem o peso mínimo de 5% cada, preservando sua presença no modelo conforme a estrutura original de Minardi e Sanvicente. O peso restante de 90% foi distribuído proporcionalmente entre X_2 e X_4 de acordo com a magnitude de seus coeficientes positivos, resultando em pesos de 83,0% para X_2 e 7,0% para X_4 . Essa abordagem produziu correlação de 0,234 com o *rating* da Fitch — ganho de 0,134 em relação ao *baseline* do *Scorecard* A e resultado expressivamente superior ao *Scorecard* B. O *Scorecard* C representa, portanto, uma aplicação metodologicamente mais rigorosa dos resultados do *Ordered Logit* na construção de *Scorecards* ponderados, ao incorporar não apenas a magnitude mas também a direção das relações estimadas.

O *Scorecard* D foi construído por meio de otimização numérica, utilizando o método SLSQP implementado na biblioteca `scipy.optimize` da linguagem Python. O objetivo da otimização é encontrar diretamente os pesos que maximizam a correlação de Pearson entre o *score* calculado e o *rating* numérico da Fitch, sem depender dos coeficientes do *Ordered Logit*. As mesmas restrições do *Scorecard* C foram aplicadas: peso mínimo de 5% por variável e soma total de 100%. O procedimento foi executado com 2.000 pontos de partida aleatórios, e todas as 2.000 otimizações convergiram para a mesma solução, com desvio padrão nulo entre os resultados — evidência de que o ótimo encontrado é único e global. Os pesos ótimos encontrados foram de 5,0% para X_1 , 67,5% para X_2 , 5,0% para X_3 e 22,5% para X_4 , resultando em correlação de 0,246 com o *rating* da Fitch.

O resultado mais relevante da comparação entre os quatro *Scorecards* não é apenas a superioridade do *Scorecard* D em termos de correlação, mas a convergência entre os *Scorecards* C e D. Duas abordagens metodologicamente independentes — uma baseada nos coeficientes do *Ordered Logit* filtrados pelo sinal, outra baseada em otimização matemática pura — chegaram a resultados próximos, com diferença de apenas 0,012 na correlação com o *rating*. Ambas concentraram peso majoritário em X_2 , minimizaram X_1 e X_3 ao mínimo permitido e atribuíram peso secundário a X_4 . Essa convergência fortalece a robustez dos achados e sugere que a dominância de X_2 na explicação do *rating* não é um artefato de uma escolha metodológica específica, mas um padrão consistente identificado por diferentes abordagens de análise.

5.6 Discussão dos resultados

Os resultados apresentados nas seções anteriores permitem uma discussão em três planos: o que o modelo consegue explicar, por que a aderência é limitada e o que os achados implicam para a análise de risco de crédito no contexto brasileiro.

No que se refere ao poder explicativo do modelo, o principal achado do trabalho é a centralidade de X_2 (Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total) como determinante contábil do *rating*. Essa variável foi a única significativa ao nível de 1% em ambos os modelos de regressão, apresentou o maior coeficiente positivo em ambos os casos e recebeu o maior peso em todos os *Scorecards* com melhor desempenho. O *odds ratio* de 3,58 estimado pelo *Ordered Logit* indica que um aumento de uma unidade na nota de X_2 multiplica por quase quatro vezes a chance de a empresa estar em uma categoria de *rating* superior. Esse resultado é economicamente interpretável: empresas que construíram seu patrimônio ao longo do tempo por meio da acumulação de resultados, em vez de depender exclusivamente do capital originalmente aportado pelos acionistas, tendem a apresentar maior solidez financeira e menor dependência de recursos externos, características valorizadas pelas agências de *rating* na avaliação do risco de crédito de longo prazo.

No que se refere às limitações da aderência, a correlação máxima obtida pelo *Scorecard D* foi de 0,246 — resultado que, embora represente ganho expressivo de 146% em relação ao *baseline* de pesos iguais, indica que as variáveis contábeis do modelo explicam apenas uma parcela da variação nos *ratings* observados. Essa limitação não é surpreendente e está alinhada com o que foi discutido no referencial teórico: o *rating* atribuído pela Fitch incorpora não apenas indicadores contábeis e financeiros, mas também fatores qualitativos como posição competitiva, governança corporativa, perfil do setor, estratégia da empresa e ambiente macroeconômico. O *score* construído neste trabalho captura exclusivamente a dimensão econômico-financeira do risco de crédito, e a distância entre a correlação obtida e o valor máximo teórico de 1,0 pode ser interpretada como uma medida aproximada do espaço ocupado pelos fatores qualitativos na metodologia da agência.

Adicionalmente, a forte concentração da amostra em *ratings* AAA(bra) limita estruturalmente a capacidade discriminante dos modelos. Em uma amostra com baixa variância na variável dependente, qualquer modelo estatístico encontra dificuldade para identificar padrões consistentes. Essa é uma limitação estrutural do universo analisado, e não do modelo em si, conforme discutido na seção 5.1.

5.7 Análise das variáveis

Nesta seção, as quatro variáveis do modelo são analisadas individualmente, com o objetivo de interpretar seus resultados estatísticos e compreender como elas se comportam dentro da amostra. Para complementar a discussão, são utilizados exemplos de empresas específicas, com

base nos valores médios observados para cada variável. As tabelas completas com esses valores estão disponíveis no Apêndice 1.

5.7.1 Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total

Teoricamente, X_1 deveria apresentar relação positiva com o *rating*: empresas com maior folga de liquidez de curto prazo enfrentam menor risco de dificuldades financeiras imediatas e, portanto, tendem a ser melhor avaliadas pelas agências. Essa é a lógica que fundamenta a inclusão dessa variável no modelo EMS adaptado ao Brasil.

No entanto, os resultados encontrados contrariam essa expectativa: o coeficiente de X_1 foi negativo e estatisticamente significativo em ambos os modelos, com valor de -1,441 no OLS e -3,251 no Ordered Logit. Esse resultado não deve ser interpretado como evidência de que menor liquidez causa *ratings* mais elevados, mas sim como reflexo de uma característica estrutural da amostra.

A explicação reside no perfil das empresas que dominam o topo da escala de *ratings*. Conforme os valores médios apresentados no Apêndice 1, companhias como Petrobras (PETR4), Vivo (VIVT3), TIM (TIMS3) e CPFE3 apresentam os menores valores médios de X_1 na amostra, negativos ou próximos de zero, e ao mesmo tempo detêm *ratings* AAA(bra) ou AA+(bra). Esses resultados, aparentemente controversos, refletem o fato de que essas empresas possuem ativos totais de magnitude muito elevada: infraestrutura, concessões, plataformas de petróleo e redes de telecomunicações figuram no Balanço como ativos de longo prazo de grande expressão. Esse Ativo Total elevado dilui o Capital de Giro Líquido no denominador da variável, resultando em X_1 baixo independentemente da saúde financeira da empresa.

Em contrapartida, também conforme observado no Apêndice 1, empresas com X_1 mais elevado na amostra, como Rede D'Or (RDOR3), Tupy (TUPY3) e Intelbras (INTB3), são companhias cujos ativos são predominantemente de curto prazo ou cujo modelo de negócio gera naturalmente maior Capital de Giro relativo. Curiosamente, essas empresas não se concentram nos *ratings* mais altos da amostra, o que reforça a relação inversa capturada pelo modelo.

Esse padrão ilustra uma limitação conhecida de modelos contábeis baseados em razões financeiras quando aplicados a amostras heterogêneas: o mesmo valor de X_1 pode ter significados muito distintos dependendo do setor e do modelo de negócio da empresa. Uma solução parcial seria estratificar a análise por setor, o que está além do escopo deste trabalho mas representa uma direção natural para pesquisas futuras.

5.7.2 Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total

Entre as quatro variáveis do modelo, X_2 foi a que apresentou comportamento mais consistente com a teoria e com maior poder explicativo. O coeficiente positivo e altamente

significativo em ambos os modelos (0,696 no OLS e 1,276 no Ordered Logit) confirma que empresas com maior acumulação interna de patrimônio ao longo do tempo tendem a apresentar *ratings* mais elevados.

Os dados da amostra ilustram esse padrão de forma clara. Conforme apresentado no Apêndice 1, as empresas com maiores valores médios de X_2 concentram-se nos *ratings* mais altos: Gerdau (GGBR4), com a maior nota média de X_2 da amostra (10,0), detém *rating* AAA(bra). Vale (VALE3), Sabesp (SBSP3) e Cosan (CSAN3) também figuram entre as empresas com X_2 mais elevado e apresentam consistentemente *ratings* AAA(bra) ao longo do período analisado. Essas empresas têm em comum décadas de operação lucrativa que geraram acumulação expressiva de Lucros Retidos, refletida em um Patrimônio Líquido substancialmente superior ao Capital Social original.

A relação inversa também se confirma na ponta oposta. Ainda com base nos valores apresentados no Apêndice 1, empresas com X_2 negativo, situação em que o Capital Social supera o Patrimônio Líquido, tendem a apresentar *ratings* menores. Oncoclínicas (ONCO3), C&A Modas (CEAB3) e Tupy (TUPY3), por exemplo, apresentam X_2 negativo ou próximo de zero, e seus *ratings* ficam nas categorias inferiores da amostra.

Vale registrar, contudo, que dois casos atípicos perturbam essa relação: Hapvida (HAPV3) e Intelbras (INTB3), cujos X_2 são fortemente negativos em razão de estruturas societárias específicas (fusão com a NotreDame Intermédica no caso da Hapvida, e características do capital societário no caso da Intelbras) e não por fragilidade financeira real. Esses casos, tratados metodologicamente na seção 5.4, reforçam a importância de interpretar X_2 com atenção ao contexto societário de cada empresa.

5.7.3 Lucro Operacional sobre Ativo Total

X_3 mede a capacidade dos ativos da empresa de gerar resultado operacional. Teoricamente, maior rentabilidade operacional deveria estar associada a maior qualidade de crédito, pois empresas mais rentáveis têm maior capacidade de sustentar suas obrigações financeiras no longo prazo. Essa lógica sustenta a inclusão de X_3 no modelo EMS adaptado ao Brasil.

Os resultados encontrados, no entanto, não confirmam essa relação na amostra analisada. X_3 apresentou coeficiente negativo em ambos os modelos (-1,818 no OLS e -4,452 no Ordered Logit), embora sem atingir significância estatística ao nível de 5%. A ausência de significância indica que X_3 não apresentou poder explicativo robusto sobre o *rating* nesta amostra e neste período, o que pode ser interpretado de duas formas.

A primeira é que a rentabilidade operacional, embora relevante para a análise de crédito em geral, tem menor poder discriminante em uma amostra composta majoritariamente por empresas de alta qualidade de crédito. Quando quase todas as empresas analisadas apresentam

Lucro Operacional positivo e *ratings* elevados, a variância de X_3 é insuficiente para diferenciar emissores dentro dessa faixa restrita da escala. A segunda interpretação é setorial: conforme os dados do Apêndice 1, Petrobras (PETR4) e Vale (VALE3), que apresentam os maiores valores de X_3 na amostra em razão de suas margens operacionais elevadas, têm *ratings* AA(bra) e AAA(bra) respectivamente, mas outras empresas com X_3 mais modesto, como Embraer (EMBR3) e Auren (AURE3), também detêm AAA(bra). Essa dispersão enfraquece a relação entre X_3 e o *rating* dentro da amostra.

O sinal negativo, embora não significativo, pode ainda refletir um efeito de composição setorial: empresas de infraestrutura e utilidades públicas, que dominam os *ratings* mais elevados da amostra, tendem a apresentar X_3 mais baixo do que empresas de recursos naturais como Petrobras e Vale, cujas margens operacionais são estruturalmente mais elevadas mas cujos *ratings* não são proporcionalmente superiores.

5.7.4 Valor de Mercado do Patrimônio Líquido sobre Exigível Oneroso

X_4 é a única variável do modelo que incorpora informação de mercado, relacionando o valor atribuído pelos investidores ao Patrimônio Líquido da empresa com o montante de sua dívida onerosa. Quanto maior essa razão, menor é a pressão relativa da dívida sobre a empresa na percepção do mercado, o que teoricamente deveria estar associado a *ratings* mais elevados.

Os resultados encontrados são coerentes com essa expectativa em termos de sinal; o coeficiente de X_4 foi positivo em ambos os modelos (0,035 no OLS e 0,107 no Ordered Logit), mas não atingiu significância estatística ao nível de 5%. Apesar disso, X_4 demonstrou relevância prática nos *Scorecards*: no *Scorecard* D, que maximiza empiricamente a correlação com o *rating*, X_4 recebeu peso de 22,5%, sendo a segunda variável mais importante após X_2 . No *Scorecard* C, sua participação foi de 7,0%. Essa dicotomia entre a ausência de significância estatística nas regressões e a relevância prática nos *Scorecards* sugere que X_4 captura uma dimensão do risco de crédito que é marginal em termos de significância individual, mas complementar a X_2 na construção de um *score* mais aderente ao *rating*.

Os dados da amostra ilustram casos interessantes. Conforme apresentado no Apêndice 1, Totvs (TOTS3) e Raia Drogasil (RADL3) apresentam os maiores valores médios de X_4 , reflexo de empresas com baixo Endividamento Oneroso e Valor de Mercado expressivo, e detêm *rating* AAA(bra). Em contrapartida, SIMH3 e Braskem (BRKM5) figuram entre as empresas com menor X_4 , pressionadas por estruturas de capital mais alavancadas, e apresentam *ratings* AA+(bra) e AAA(bra) respectivamente. Esse último caso, de BRKM5 com X_4 baixo e *rating* AAA(bra), ilustra novamente a limitação da variável isolada: o *rating* da Fitch incorpora fatores qualitativos como posição de mercado, relevância estratégica e acesso a financiamento que não estão presentes na razão entre Valor de Mercado e dívida onerosa.

De forma geral, X_4 se comporta como uma variável complementar no modelo: sua contribuição individual é modesta e não significativa estatisticamente, mas sua combinação com X_2 nos *Scorecards* otimizados produz resultado superior ao que X_2 alcançaria sozinha, sugerindo que a dimensão de mercado e a dimensão patrimonial capturam aspectos distintos e complementares da qualidade de crédito das empresas brasileiras analisadas.

6. CONCLUSÃO

Este trabalho teve como objetivo analisar em que medida um *score* contábil de risco de crédito, baseado no EMS adaptado ao Brasil, é capaz de apresentar aderência aos *ratings* nacionais de longo prazo atribuídos pela Fitch a empresas brasileiras não financeiras. Para isso, foram utilizadas quatro variáveis financeiras: Capital de Giro Líquido sobre Ativo Total, Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total, Lucro Operacional sobre Ativo Total e Valor de Mercado do Patrimônio Líquido sobre Exigível Oneroso. A partir dessas variáveis, buscou-se construir uma medida quantitativa de risco e compará-la com a classificação de crédito observada no mercado.

De forma geral, entende-se que o objetivo do trabalho foi atingido. A pesquisa construiu uma base composta por 37 empresas brasileiras não financeiras listadas na B3, observadas entre 2021 e 2025, totalizando 184 observações. Em seguida, as variáveis financeiras foram calculadas, transformadas em notas por decis e utilizadas na construção de diferentes *Scorecards*. Para avaliar a aderência do modelo aos *ratings* da Fitch, foram aplicadas regressões OLS e *Ordered Logit*, além de um procedimento de otimização numérica dos pesos do *Scorecard*.

Os resultados mostram que o modelo possui aderência positiva, mas limitada, aos *ratings* observados. A regressão OLS apresentou R^2 de 0,243, indicando que as variáveis analisadas explicam parte da variação dos *ratings*. Já o modelo *Ordered Logit*, mais adequado à natureza ordinal da variável dependente, apresentou Pseudo R^2 de McFadden de 0,089. Esses resultados indicam que as variáveis financeiras utilizadas possuem poder explicativo, mas não são suficientes para reproduzir integralmente a lógica de classificação da agência.

Na comparação entre os *Scorecards*, o modelo de pesos iguais apresentou correlação de 0,100 com o *rating* da Fitch. O melhor resultado foi obtido pelo *Scorecard D*, construído por otimização numérica, que alcançou correlação de 0,246. Embora esse valor ainda indique uma aderência moderada, ele representa uma melhora relevante em relação ao modelo inicial. Além disso, a convergência entre o *Scorecard C*, baseado nos coeficientes positivos do *Ordered Logit*, e o *Scorecard D*, baseado em otimização, reforça a consistência dos resultados encontrados.

O principal achado do trabalho foi a importância da variável X_2 , representada por Patrimônio Líquido menos Capital Social sobre Ativo Total, conforme a formulação de Minardi e Sanvicente adotada neste estudo. Essa variável foi a única significativa ao nível de 1% tanto na regressão OLS quanto no *Ordered Logit*, além de receber o maior peso nos *Scorecards* com melhor desempenho. Esse resultado sugere que, na amostra analisada, a acumulação interna de patrimônio ao longo do tempo é o principal sinal contábil associado a melhores classificações de crédito. Em termos econômicos, empresas que conseguiram formar patrimônio a partir de resultados acumulados tendem a apresentar maior solidez financeira, maior capacidade de absorção de perdas e menor dependência de recursos externos. Ainda que uma medida contábil mais precisa da parcela

do Patrimônio Líquido formada por resultados acumulados pudesse também excluir a Reserva de Capital, optou-se por manter a formulação original da adaptação brasileira utilizada como base, preservando a comparabilidade metodológica do modelo.

A variável X_4 também apresentou papel relevante, especialmente no *Scorecard* otimizado, no qual recebeu peso de 22,5%. Embora não tenha sido estatisticamente significativa nas regressões, sua presença no modelo otimizado sugere que a informação de mercado complementa a dimensão patrimonial capturada por X_2 . Por outro lado, X_1 e X_3 apresentaram resultados mais frágeis. O sinal negativo de X_1 e a ausência de significância de X_3 indicam que esses indicadores podem ser afetados pela composição setorial da amostra e pelo perfil das empresas analisadas, especialmente por se tratar de companhias grandes, com estruturas operacionais bastante distintas.

A principal limitação do estudo está na forte concentração da amostra em *ratings* elevados. Como 67,6% das observações pertencem à categoria AAA(bra), há baixa variabilidade na variável dependente, o que reduz a capacidade discriminante dos modelos. Além disso, a amostra reúne empresas de setores muito diferentes, como infraestrutura, recursos naturais, varejo, saúde e tecnologia, sem estratificação setorial. Isso pode fazer com que uma mesma variável financeira tenha significados distintos dependendo do modelo de negócio da empresa.

Outra limitação importante decorre da própria natureza dos *ratings*. A Fitch não atribui suas classificações com base em uma única fórmula contábil, mas combina fatores quantitativos e qualitativos, como governança, posição competitiva, perfil da dívida, risco regulatório, estratégia e ambiente macroeconômico. Portanto, o *score* desenvolvido neste trabalho não deve ser entendido como substituto do *rating* de uma agência, mas como uma aproximação quantitativa da dimensão econômico-financeira do risco de crédito.

Para pesquisas futuras, seria interessante ampliar a amostra para incluir empresas com maior dispersão de *ratings*, especialmente categorias intermediárias e inferiores, como BBB, BB e abaixo. Também seria relevante comparar os resultados com *ratings* atribuídos por outras agências, como S&P, Moody's e classificadoras locais, a fim de verificar se os determinantes contábeis se mantêm em diferentes metodologias. Outra possibilidade seria realizar a análise separadamente por setor, reduzindo os efeitos da heterogeneidade operacional sobre variáveis como Capital de Giro e rentabilidade. Além disso, uma extensão metodológica possível seria recalcular a variável X_2 subtraindo também a Reserva de Capital, além do Capital Social, de modo a aproximar ainda mais a variável da parcela do Patrimônio Líquido formada por resultados acumulados. Por fim, a inclusão de variáveis macroeconômicas, como taxa de juros, *spread* soberano e indicadores de atividade econômica, poderia aproximar o modelo da lógica mais ampla utilizada pelas agências.

Em síntese, este trabalho contribui para a análise de risco de crédito corporativo no Brasil ao mostrar que modelos contábeis simplificados, mesmo com aderência limitada aos *ratings* de agências, são capazes de identificar padrões relevantes e economicamente interpretáveis. A

dominância de X_2 indica que a dimensão patrimonial é um componente central na avaliação da qualidade de crédito das empresas brasileiras analisadas. Assim, o estudo reforça tanto o potencial quanto os limites de modelos quantitativos adaptados ao contexto brasileiro, especialmente em mercados emergentes, nos quais fatores contábeis, de mercado e qualitativos precisam ser analisados de forma complementar.

BIBLIOGRAFIA

AGRESTI, A. *Analysis of ordinal categorical data*. 2. ed. Hoboken: Wiley, 2010.

ALTMAN, E. I. Financial ratios, discriminant analysis, and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, v. 23, n. 4, p. 589–609, 1968.

ALTMAN, E. I.; HARTZELL, J.; PECK, M. Emerging market corporate bonds: a scoring system. *Emerging Markets Corporate Bond Research*, Salomon Brothers, 1995.

ALTMAN, E. I.; HOTCHKISS, E. *Corporate financial distress and bankruptcy: predict and avoid bankruptcy, analyze and invest in distressed debt*. 3. ed. Hoboken: Wiley, 2006.

BUSSAB, W. O.; MORETTIN, P. A. Estatística básica. São Paulo: Saraiva, 2017.

COX, D. R. Prediction by exponentially weighted moving averages and related methods. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, v. 23, n. 2, p. 414–422, 1961.

COX, D. R. Regression models and life tables (with discussion). *Journal of the Royal Statistical Society: Series B*, v. 34, p. 187–220, 1972.

FAVARO, D. *Modelos estruturais para obtenção de ratings de empresas brasileiras*. São Paulo: Insper – Instituto de Ensino e Pesquisa, 2010. Dissertação (Mestrado em Economia).

FITCH RATINGS. *National ratings: methodology and assumptions*. Disponível em: <https://www.fitchratings.com>. Acesso em: 9 de junho de 2026.

GREENE, W. H.; HENSHER, D. A. *Modeling ordered choices: a primer*. Cambridge: Cambridge University Press, 2010.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S.; STURDIVANT, R. X. *Applied logistic regression*. 3. ed. Hoboken: Wiley, 2013.

LEOPARDI, T. S. *Um modelo hazard para avaliação de risco de crédito de empresas brasileiras*. São Paulo: Insper – Instituto de Ensino e Pesquisa, 2010. Dissertação (Mestrado em Economia).

MCCULLAGH, P. Regression models for ordinal data. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, v. 42, n. 2, p. 109–142, 1980.

MCFADDEN, D. Conditional Logit analysis of qualitative choice behavior. In: ZAREMBKA, P. (ed.). *Frontiers in econometrics*. New York: Academic Press, 1974. p. 105–142.

MCFADDEN, D. Quantitative methods for analyzing travel behaviour of individuals: some recent developments. *Cowles Foundation Discussion Paper*, n. 474, 1977.

MINARDI, A. Probabilidade de inadimplência de empresas brasileiras refletidas nas informações do mercado acionário. *RAC-Eletrônica*, Curitiba, v. 2, p. 311–329, 2008.

MINARDI, A. F.; SANVICENTE, A. Z. Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. *Ibmec*, Relatório de Pesquisa, 1998.

MINARDI, A.; SANVICENTE, A. Estimação do custo médio de capital de empresas sob processo de regulação econômica no Brasil. *Anais do Encontro Brasileiro de Finanças*, São Paulo, 2003.

NOCEDAL, J.; WRIGHT, S. J. *Numerical optimization*. New York: Springer-Verlag, 1999.

WOOLDRIDGE, J. M. *Introductory econometrics: a modern approach*. 5. ed. Mason: South-Western Cengage Learning, 2013.

APÊNDICE - EMPRESAS USADAS NO ESTUDO

1. Auren Energia (AURE3)
2. Minerva (BEEF3)
3. Braskem (BRKM5)
4. C&A Modas (CEAB3)
5. Comgás (CGAS3)

6. Cemig (CMIG4)
7. Cogna Educação (COGN3)
8. CPFL Energia (CPFE3)
9. Copel (CPLE3)
10. Cosan (CSAN3)
11. CSN (CSNA3)
12. Dasa (DASA3)
13. Embraer (EMBR3)
14. Eneva (ENEV3)
15. Gerdau (GGBR4)
16. Hapvida (HAPV3)
17. Intelbras (INTB3)
18. Klabin (KLBN11)
19. Kora Saúde (KRSA3)
20. Motiva Infraestrutura de Mobilidade (MOTV3)
21. Oncoclínicas (ONCO3)
22. Petrobras (PETR4)
23. PRIO (PRIO3)
24. Raia Drogasil / RD Saúde (RADL3)
25. Rumo (RAIL3)
26. Rede D'Or (RDOR3)
27. Localiza (RENT3)
28. Guararapes / Riachuelo (RIAA3)
29. Sabesp (SBSP3)
30. Simpar (SIMH3)
31. Suzano (SUZB3)
32. TIM (TIMS3)
33. Totvs (TOTS3)
34. Tupy (TUPY3)
35. Vale (VALE3)
36. Vamos (VAMO3)
37. Telefônica Brasil / Vivo (VIVT3)

APÊNDICE - LINKS

[Apêndice 1 — Scorecards](#)

[Apêndice 2 — Código utilizado na análise empírica](#)