

Informação contábil e risco de descumprimento de contratos de empresas contratadas pelo setor público

Moreno Souto Santiago¹

 <https://orcid.org/0009-0009-8653-8250>
E-mail: morenos@stj.jus.br

Beatriz Fátima Morgan²

 <https://orcid.org/0000-0003-3573-7873>
E-mail: beatrizmorgan@unb.br

Ludmila de Melo Souza²

 <https://orcid.org/0000-0003-2340-2929>
E-mail: ludmilamelo@unb.br

¹Superior Tribunal de Justiça, Secretaria de Administração, Brasília, DF, Brasil

²Universidade de Brasília, Faculdade de Administração, Contabilidade, Economia e Gestão de Políticas Públicas, Departamento de Ciências Contábeis e Atuariais, Brasília, DF, Brasil

Recebido em 05/11/2024 – Desk aceite em 18/11/2024 – 3ª versão aprovada em 15/04/2025

Editor-Chefe Acadêmico: Andson Braga de Aguiar

Editor Associado: Ricardo Rocha de Azevedo

RESUMO

O objetivo deste estudo foi desenvolver o Índice de Risco de Descumprimento Contratual (IRDC) para avaliar como informações contábeis de fornecedores podem prever inadimplementos em contratos do setor público brasileiro. Apesar dos avanços das metodologias preditivas no setor privado, a literatura carece de estudos que adaptem tais métodos para o setor público. A legislação atual e a heterogeneidade dos fornecedores reforçam a necessidade de instrumentos que empreguem informações contábeis de forma mais assertiva. Este estudo contribui para a literatura ao preencher uma lacuna teórica na utilização sistemática de informações contábeis para a avaliação econômico-financeira de fornecedores públicos. Além disso, ele está alinhado às reformas regulatórias e à Agenda 2030, reforçando a inovação (ODS 9) e instituições eficazes (ODS 16), com eficiência e transparência. O IRDC apoia auditorias financeiras baseadas em riscos, a fiscalização contratual e a qualificação econômico-financeira, contribuindo para a legitimação da informação contábil nas contratações públicas brasileiras. Adotamos uma abordagem exploratória e quantitativa para analisar dados de 311 fornecedores que participaram de licitações ou contratos com o Superior Tribunal de Justiça (STJ) entre 2018 e 2023. Inspirados nos tradicionais modelos de previsão de insolvência, utilizamos regressão logística para modelar a probabilidade de penalização com base em variáveis contábeis, como endividamento, liquidez e ROI, além de variáveis de controle, como porte empresarial e histórico de penalidades. Identificamos que maior endividamento de longo prazo, imobilização de recursos, ROI e liquidez corrente reduzem o risco de descumprimento contratual. Além disso, o IRDC se mostrou eficaz na identificação de fornecedores de baixo risco. Variáveis de controle aprimoraram a assertividade do IRDC, ao contemplarem características setoriais e a heterogeneidade dos fornecedores. Este estudo propõe um modelo prático, replicável e preditivo, que contribui para aprimorar a gestão de riscos, a fiscalização, a auditoria e a habilitação econômico-financeira nas contratações públicas brasileiras.

Palavras-chave: inovação pública, previsão de insolvência, contratações públicas, informações contábeis.

Endereço para correspondência

Moreno Souto Santiago

Superior Tribunal de Justiça, Secretaria de Administração
Ed. Administração, 1º andar, sala F142 – CEP: 70095-900
Zona Cívico-Administrativa – Brasília – DF – Brasil

Este é um texto bilíngue. Este artigo também foi traduzido para o idioma inglês e publicado sob o DOI [10.1590/1808-057x20252241.en](https://doi.org/10.1590/1808-057x20252241.en).

Este artigo deriva de uma dissertação de mestrado defendida pelo autor, Moreno Souto Santiago, em 2024.

Trabalho apresentado no 24º USP International Conference on Accounting, São Paulo, SP, Brasil, julho de 2024.



Accounting information and the risk of noncompliance with contracts by companies contracted by the public sector

ABSTRACT

This study aimed to develop the Contractual Noncompliance Risk Index (CNRI) to evaluate the ability of accounting data from suppliers to predict defaults in Brazilian public sector contracts. Despite advances in predictive methodologies in the private sector, there is a lack of studies that adapt these methods to the public sector. Current legislation and the heterogeneity of suppliers underscore the need for instruments that leverage accounting information more effectively. This study contributes to the literature by addressing a theoretical gap in the systematic use of accounting information for the economic and financial evaluation of public-sector suppliers. Additionally, it aligns with regulatory reforms and the 2030 Agenda, reinforcing innovation (SDG 9) and effective institutions (SDG 16) through efficiency and transparency. The CNRI promotes risk-based financial audits, contract oversight, and economic and financial qualifications, thereby enhancing the credibility of accounting records in Brazilian public procurement. We used an exploratory, quantitative approach to analyze data from 311 suppliers that participated in bids or contracts with the Superior Court of Justice (Superior Tribunal de Justiça – STJ) between 2018 and 2023. Inspired by traditional insolvency prediction models, we used logistic regression to model the probability of penalties based on accounting variables, such as indebtedness, liquidity, and ROI, as well as control variables, such as company size and penalty history. Our results showed that higher long-term indebtedness, immobilization of resources, ROI, and current liquidity reduce the risk of contractual noncompliance. Additionally, the CNRI proved effective in identifying low-risk suppliers. Control variables improved the accuracy of the CNRI by accounting for sector-specific characteristics and supplier heterogeneity. This study proposes a practical, replicable, and predictive model that improves risk management, oversight, auditing, and economic and financial qualification in Brazilian public procurement.

Keywords: public innovation, insolvency prediction, public procurement, accounting information.

1 INTRODUÇÃO

A gestão de contratos no setor público brasileiro enfrenta desafios acentuados pela Nova Lei Geral de Licitações (Brasil, 2021). Fatores como a falta de transparência nas dispensas de licitação em contextos emergenciais (Precinotto et al., 2023), as dificuldades técnicas na fiscalização de contratos (Bedin et al., 2020) e a tolerância administrativa na aplicação de penalidades (Luiz et al., 2023) evidenciam a necessidade de aprimorar os processos de habilitação, fiscalização e controle, reforçando a urgência de novas abordagens na gestão de riscos contratuais.

O cenário se agrava diante das limitações relativas ao uso de informações contábeis de fornecedores (Alsharari, 2022; Jorge et al., 2021; Lapsley & Miller, 2019; van Helden et al., 2021). As normas licitatórias, em diversos casos, não se alinham às melhores práticas contábeis, pois restringem o emprego de indicadores mínimos de rentabilidade, lucratividade e faturamento como critério de habilitação econômico-financeira (Azevedo & Ribeiro, 2020; Michelin et al., 2012; Ribeiro et al., 2021). Ademais, a ausência de padronização na utilização de índices econômicos e setoriais, frequentemente desconexos da diversidade de porte e segmento dos licitantes, tende a inviabilizar uma aplicação coerente (Michelin et al., 2012; Ribeiro et al., 2020).

Embora o uso de informações contábeis seja fundamental para a habilitação de licitantes, não há ferramentas preditivas que viabilizem sua aplicação no setor público. Destaca-se que, desde a década de 1960, existem métodos para prever dificuldades financeiras em empresas privadas (Altman, 1968; Altman et al., 1979; Ohlson, 1980; Shumway, 2001; Zmijewski, 1984), mas sua adaptação ao setor público brasileiro ainda é incipiente.

Modelos estatísticos preditivos, baseados em informações contábeis de empresas, têm o potencial de promover eficiência, transparência e mitigação de riscos na gestão privada (Almaskati et al., 2021; Barboza & Altman, 2024; Bittencourt & Albuquerque, 2020; Ma'in et al., 2022; Nyitrai, 2019; Rezende et al., 2017; Rosa & Gartner, 2018; Salotti & Carvalho, 2024; Zhang & Nielson, 2015). Todavia, não encontramos estudos que explorem de modo sistemático a aplicação desses modelos na avaliação de fornecedores que contratam com o governo, exceto o relato de Sobreira et al. (2014), que empregaram a análise discriminante para testar a hipótese de habilitação de 20 empresas contratadas, das quais 20% não concluíram as obras.

Constatamos, assim, uma lacuna tanto na literatura quanto na legislação, o que reforça a necessidade de instrumentos aptos a empregar informações contábeis de

maneira mais assertiva na avaliação de fornecedores de entidades públicas brasileiras. Tais instrumentos podem fornecer alternativas para o uso mais técnico de índices de rentabilidade ou lucratividade — indo além de indicadores mínimos, vedados pela legislação — bem como estabelecer parâmetros para a habilitação econômico-financeira e garantias contratuais, ampliando a utilização legítima das informações contábeis dos fornecedores em ações de mitigação de riscos, como auditorias e fiscalizações contratuais.

Diante desse contexto, a pesquisa propõe a seguinte questão: “Como as informações contábeis dos fornecedores conseguem prever a chance de descumprimento contratual no setor público?”. O objetivo consiste em desenvolver o Índice de Risco de Descumprimento Contratual (IRDC) para antecipar riscos de inadimplemento, aprofundando

as reflexões de Bonelli e Cabral (2018) acerca da influência das capacidades financeiras dos licitantes no desempenho contratual.

A relevância do tema reside na contribuição tanto para a prática quanto para a literatura, pois preenche uma lacuna teórica ao utilizar sistematicamente informações contábeis para avaliar a situação econômico-financeira de fornecedores públicos. Ademais, o estudo emerge da necessidade de promover a inovação e a governança eficaz nas contratações públicas, em consonância com os Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS 9 e 16) (Nações Unidas, 2015). Nesse sentido, o modelo proposto pretende fomentar a criação de infraestruturas públicas resilientes e inovadoras (ODS 9) e fortalecer instituições que se caracterizam por sua eficácia e transparência (ODS 16).

2 DESAFIOS DA INFORMAÇÃO CONTÁBIL NAS CONTRATAÇÕES PÚBLICAS

No setor público brasileiro, a aquisição e a venda de bens e serviços ocorrem por meio de licitação, sendo permitidas apenas exigências técnicas e econômicas essenciais para o cumprimento das obrigações (Brasil, 1988). O artigo 61 da Nova Lei de Licitações (Brasil, 2021) define a habilitação como a verificação das informações e documentos que comprovam a capacidade do licitante, abrangendo qualificações jurídica, técnica, fiscal, social, trabalhista e econômico-financeira.

A qualificação econômico-financeira (QEF) exige que o licitante demonstre a disponibilidade de recursos por meio de informações contábeis que garantam a execução satisfatória do contrato (Di Pietro, 2021). Contudo, as normas licitatórias não estão alinhadas com as práticas contábeis recomendadas, pois não é possível utilizar indicadores de rentabilidade, lucratividade e valores mínimos de faturamento para a QEF (Azevedo & Ribeiro, 2020; Michelin et al., 2012; Ribeiro et al., 2021).

Pesquisas indicam que o governo frequentemente ignora as regras de apresentação das demonstrações

financeiras, resultando na aceitação de dados contábeis inconsistentes que não seguem as normas contábeis primárias. Essa prática pode incentivar fornecedores de menor porte a desconsiderar a importância da escrituração contábil correta (Costa & Guimarães, 2020; Lester et al., 2013; Ribeiro et al., 2021).

Existem relatos sobre a ausência de mecanismos para verificar os compromissos assumidos com a iniciativa privada ou pública, bem como sobre a pouca atenção dedicada à formação acadêmica em temas de licitações públicas (Ribeiro et al., 2021). Além disso, a falta de padronização no uso de indicadores econômicos e índices setoriais, muitas vezes desconexos da diversidade de portes e ramos de atuação dos licitantes, pode tornar sua aplicação inadequada (Michelin et al., 2012; Ribeiro et al., 2020). Dessa forma, a literatura sugere que as informações contábeis em contratações públicas são usadas cerimonialmente devido às barreiras mencionadas (Dalescio & Machado, 2024; Ribeiro et al., 2020).

3 PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA

Modelos de previsão de insolvência visam prever o sucesso ou o fracasso de empresas, antecipando dificuldades financeiras. Utilizando indicadores econômico-financeiros passados, esses modelos podem antever a insolvência de uma empresa. Desde o trabalho seminal de Beaver (1966), desenvolveu-se uma rica literatura sobre previsão de insolvência, permeando o mundo comercial e guiando o desenvolvimento de diversos modelos preditivos de insolvência comercial (Gissel et al., 2007). A maioria destes

modelos emprega uma variável dependente dicotômica, associando “1” às empresas insolventes e “0” às que permanecem solventes.

Wu et al. (2010) destacam que diversos modelos-chave foram introduzidos na literatura de previsão de insolvência por autores renomados. Entre eles, Altman (1968) propôs um modelo de análise discriminante múltipla (ADM) centrado em variáveis contábeis; Ohlson (1980) apresentou um modelo de regressão logística com

índices contábeis; Zmijewski (1984) desenvolveu um modelo de regressão probabilístico com dados contábeis; Shumway (2001) delineou um modelo de risco que combina variáveis contábeis e de mercado; e, por fim, Hillegeist et al. (2004) introduziram o Modelo BSM-Prob, fundamentado tanto em variáveis contábeis quanto de mercado.

No contexto brasileiro, Soares et al. (2021) realizaram um estudo bibliométrico sobre modelos de previsão de insolvência no Brasil, referenciando diversos trabalhos que utilizaram a análise discriminante para avaliar indicadores de liquidez, rentabilidade e endividamento. Sobreira et al. (2014) usaram a análise discriminante para avaliar a qualificação de empresas em contratos públicos. Prado et al. (2019) identificaram indicadores econômico-financeiros cruciais, como capital de giro, liquidez, retorno sobre o patrimônio líquido, margem líquida, divisão

da dívida e patrimônio líquido sobre ativos, utilizando técnicas como análise discriminante, regressão logística e redes neurais, sendo que estas últimas apresentaram a maior precisão nas previsões de falências. Machado e Gartner (2018) investigaram fraudes corporativas em instituições bancárias brasileiras empregando modelos logit, e Fuhr et al. (2020) ressaltaram a predominância da regressão logística e o uso crescente de técnicas avançadas de crédito.

A relevância da regressão logística também é destacada no estudo de Barboza e Altman (2024), que compararam o desempenho desse modelo com o do *Random Forest* (RF) na previsão de dificuldades financeiras em empresas latino-americanas. Apesar das vantagens do RF em lidar com não linearidades e padrões complexos, os autores ressaltam que a regressão logística continua sendo uma ferramenta amplamente confiável e empregada.

4 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Este trabalho possui natureza aplicada, com objetivo exploratório e abordagem quantitativa. Investigamos empresas envolvidas em licitações ou contratos com o Superior Tribunal de Justiça (STJ), *locus* da pesquisa. Utilizamos dados secundários, incluindo contratos, leis, relatórios, normativos do STJ, dados fiscais públicos e demonstrativos contábeis dos fornecedores, coletados via *Application Programming Interfaces* (APIs) ou bancos de dados informatizados do tribunal. A análise transversal, de 2018 a 2023, compara empresas penalizadas e não penalizadas pelo STJ, usando variáveis contábeis e de controle.

4.1 Penalidades Aplicadas pelo STJ: a Variável Dependente

As penalidades impostas pelo STJ incluem advertências, multas e suspensões temporárias, previstas em legislações específicas. A variável dependente binária utilizada na regressão logística foi definida como empresa penalizada (1) ou não penalizada (0). As penalizadas receberam sanções significativas, exigindo processos administrativos mais rigorosos, enquanto as empresas que receberam penalidades leves, como multas de até R\$1.000, foram consideradas não penalizadas, pois tais penalidades não exigem procedimentos complexos.

4.2 População e Amostra de Fornecedores

Conforme o Painel de *Business Intelligence* de Licitações, Compras e Contratos do STJ (2023), o tribunal celebrou

contratos no valor aproximado de R\$ 984 milhões com 430 fornecedores. Entre 2018 e 2023, foram aplicadas 349 penalidades a 171 fornecedores, sendo 192 delas a 80 executores de contratos (18% do total). As demais referem-se a infrações em aquisições ou participação indevida em licitações.

A amostra do estudo inclui 311 fornecedores que executaram contratos ou participaram de licitações com o STJ. Seus contratos somam R\$ 708 milhões, representando 72% do total contratado no período. O recorte contempla dados de 2018 a 2023, não necessariamente contínuos, incluindo 68 fornecedores penalizados, cerca de 22% da amostra.

4.3 Variáveis Independentes: Informações Contábeis dos Fornecedores

Utilizamos 15 variáveis independentes, detalhadas na Tabela 1, fundamentadas em referências contábeis da literatura sobre previsão de insolvência.

4.4 Variáveis de Controle

Variáveis de controle isolam o efeito de fatores externos na relação entre variáveis principais e o resultado (Hair et al., 2009). Foram selecionadas sete variáveis jurídicas e econômicas (Tabela 2) para identificar setores de atuação e capturar a heterogeneidade entre empresas, conforme Bittencourt e Albuquerque (2020).

Tabela 1
Variáveis independentes

Variável	Cálculo	Referências
Liquidez Geral	$(\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a Longo Prazo}) \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	Barboza & Altman (2024); Bonelli & Cabral (2018); Kanitz (1978); Prado et al. (2019)
Liquidez Corrente	$\text{Ativo Circulante} \div \text{Passivo Circulante}$	Kanitz (1978); Prado et al. (2019)
Liquidez Corrente Ajustada	$(\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}) \div \text{Ativo Total}$	Altman (1968); Altman et al. (1979); Barboza & Altman (2024); Prado et al. (2019); Soares et al. (2021)
Solvência Geral	$(\text{Ativo Circulante} + \text{Ativo Não Circulante}) \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	Bonelli & Cabral (2018); Prado et al. (2019)
Endividamento Geral	$(\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) \div \text{Ativo Total}$	Barboza & Altman (2024); Bonelli & Cabral (2018)
Composição do Endividamento	$\text{Passivo Circulante} \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	Bonelli & Cabral (2018); Prado et al. (2019)
Independência Financeira	$\text{Patrimônio Líquido} \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	Altman et al. (1979); Barboza & Altman (2024)
Participação de Capital de Terceiros	$(\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) \div \text{Patrimônio Líquido}$	Kanitz (1978); Prado et al. (2019)
Imobilização de Recursos Não Correntes	$(\text{Imobilizado} + \text{Intangível}) \div (\text{Patrimônio Líquido} + \text{Passivo Não Circulante})$	Marion (2019); Prado et al. (2019)
Imobilização do PL	$(\text{Imobilizado} + \text{Intangível}) \div \text{Patrimônio Líquido}$	Marion (2019); Prado et al. (2019)
Margem Líquida	$\text{Lucro Líquido} \div \text{Receita Bruta}$	Prado et al. (2019); Soares et al. (2021)
Margem Operacional	$\text{Lucro Bruto} \div \text{Receita Bruta}$	Barboza & Altman (2024); Prado et al. (2019)
ROE	$\text{Lucro Líquido} \div \text{Patrimônio Líquido}$	Kanitz (1978); Marion (2019); Prado et al. (2019)
ROI	$\text{Lucro Líquido} \div \text{Ativo Total}$	Altman et al. (1979); Barboza & Altman (2024); Prado et al. (2019)
Giro do Ativo	$\text{Receita Bruta} \div \text{Ativo Total}$	Altman et al. (1979); Marion (2019); Prado et al. (2019)

ROE = Return on Equity (Retorno sobre Patrimônio Líquido); ROI = Return on Investment (Retorno sobre Investimento).

Fonte: Elaborada pelos autores.

Tabela 2
Variáveis de controle

Variável	Cálculo	Referências
Porte empresarial	Variável qualitativa	Bittencourt & Albuquerque (2020); Brasil (2022)
Natureza jurídica	Variável qualitativa	Bittencourt & Albuquerque (2020); Brasil (2022)
Penalidades aplicadas por outros órgãos	Contagem das penalidades aplicadas por outros órgãos públicos que foram registradas no SICAF	Nepomuceno et al. (2022); Sheng et al. (2021)
Atividade econômica principal	Variável qualitativa	Bittencourt & Albuquerque (2020)
Nível de diversificação de atividades	Contagem dos CNAEs secundários da empresa registrados na Receita Federal do Brasil	Wu et al. (2010); Zhang & Nielson (2015)
Idade da empresa em anos	Data atual – Data de abertura da empresa no cadastro da Receita Federal do Brasil	Bonelli & Cabral (2018)
Valor do contrato	Logaritmo da soma do valor das contratações celebradas junto ao STJ pelo fornecedor	Rodrigues & Torre Junior (2015)

CNAE = Classificação Nacional de Atividades Econômicas; SICAF = Sistema de Cadastramento Unificado de Fornecedores.

Fonte: Elaborada pelos autores.

As variáveis jurídicas incluem a natureza jurídica da empresa e penalidades aplicadas por outros órgãos. A natureza jurídica segue as diretrizes do direito empresarial e da Receita Federal do Brasil. Já a contagem de penalidades registradas no Sistema de Cadastramento Unificado de Fornecedores (SICAF) – banco de dados federal que centraliza o registro de documentos de habilitação de fornecedores do governo brasileiro – funciona como um indicador histórico de conformidade em contratações públicas (Bonelli & Cabral, 2018; Nepomuceno et al., 2022).

As variáveis econômicas incluem a atividade econômica principal, o nível de diversificação, a idade da empresa e o valor dos contratos com o STJ. A atividade econômica, identificada pelo Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE), permite avaliar como diferentes setores e a amplitude das operações influenciam a conformidade e o risco de penalidades, conforme Bittencourt e Albuquerque (2020).

O nível de diversificação, medido pela quantidade de CNAEs secundários, e a idade da empresa são determinantes em diversos estudos (Bonelli & Cabral, 2018; Wu et al., 2010; Zhang & Nielson, 2015). Já Rodrigues e Torre Junior (2015) observam que contratos de maior valor, devido a restrições regulatórias, podem afetar a qualidade dos serviços prestados, sobretudo em contratos de longo prazo.

Por fim, a variável de controle “porte empresarial” é qualitativa e classifica as empresas conforme a Norma Brasileira de Contabilidade ITG 1000 (Brasil, 2022). São consideradas de grande porte as empresas com receita bruta superior a R\$ 300 milhões ou ativos acima de R\$ 240 milhões; de médio porte, aquelas com receita entre R\$ 78 milhões e R\$ 300 milhões; pequenas, as com receita entre R\$ 4,8 milhões e R\$ 78 milhões; e micro entidades, aquelas com receita de até R\$ 4,8 milhões.

4.5 Coleta, Tratamento e Análise dos Dados

Utilizamos os dados contábeis dos fornecedores cadastrados no Cadastro de Informações Contábeis (CIC). Institucionalizado pelo STJ (2019, 2022) e implementado em 2018, o CIC viabilizou a criação de um banco de

dados detalhado conforme as regras de QEF do tribunal, delimitando a análise a partir desse ano. Para gerar relatórios com os indicadores financeiros exigidos, o CIC registra diversas contas analíticas do balanço patrimonial e da demonstração de resultados, anexa demonstrativos financeiros e avalia o cumprimento de formalidades básicas. Essa tarefa foi executada por servidores efetivos do tribunal com formação em Ciências Contábeis, designados para a Comissão de Apoio Contábil às Contratações (CACC) do STJ. As informações sobre sanções, valores contratuais, aditivos, prazos e fornecedores foram obtidas no Painel de *Business Intelligence* de Licitações, Compras e Contratos, no Portal da Transparência do STJ (2023). O uso dessas informações foi autorizado pelo órgão para fins de pesquisa, pois elas possuem caráter público e não estão disponíveis via APIs.

Variáveis de controle relacionadas à atividade econômica, penalidades de outros órgãos, idade empresarial e natureza jurídica foram coletadas via APIs de dados públicos do Poder Executivo Federal, ampliando o conjunto de variáveis para análise (Brasil, 2023b, 2023a). Tratamos os dados na plataforma Microsoft Power BI®, confeccionando uma base no Microsoft Excel® para análises estatísticas no Stata®, com conexão dinâmica que atualiza os dados conforme a plataforma de BI é atualizada. Gráficos e relatórios foram gerados com os pacotes “matplotlib” e “numpy” da linguagem Python.

Adotamos o modelo logit (ou logístico), amplamente utilizado para analisar as relações entre uma variável dependente binária (sim/não) e variáveis independentes categóricas ou contínuas (Fávero & Belfiore, 2024; Hosmer et al., 2000). Sua escolha se deve à clareza interpretativa e facilidade de aplicação no STJ, onde as decisões exigem análises compreensíveis e transparentes. Embora técnicas de aprendizado de máquina, como árvore de regressão, *random forest*, *boosting* e redes neurais, apresentem melhor desempenho, sua complexidade dificulta a interpretação e a implementação prática (Souza & Melo, 2024). Assim, o modelo logit equilibra robustez estatística e aplicabilidade ao contexto estudado.

5 DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

5.1 Transformação das Variáveis e Estatísticas Descritivas

Transformamos as variáveis utilizando um script no software Stata® (do.file), versão 18, automatizando o processo. O conjunto inicial de dados incluiu 22 variáveis (contábeis e de controle) e 834 observações. Geramos

variáveis *dummy* para representar categorias como porte dos fornecedores, CNAE e natureza jurídica. Os dados e o script utilizados nas análises estão disponíveis em um repositório público (Santiago, 2024), assegurando transparência e reprodutibilidade dos resultados. Para tratar dos valores ausentes, substituímos o valor zero da variável “valor do contrato” por 1 e criamos a variável

“log_vlrcontrato”, correspondente ao logaritmo natural do valor do contrato, para normalizar a distribuição e facilitar a interpretação dos coeficientes na regressão.

Para as variáveis Giro do Ativo, Margem Operacional e Líquida, ROI (*Return on Investment*, ou Retorno sobre Investimento) e ROE (*Return on Equity*, ou Retorno sobre Patrimônio Líquido), imputamos os dados faltantes pela média, uma prática amplamente utilizada em análises estatísticas para preservar o tamanho da amostra e minimizar o viés (Little & Rubin, 2002). Essa abordagem assume que os dados faltantes ocorrem aleatoriamente (*Missing At Random* - MAR). Os cálculos de médias foram realizados ignorando os valores ausentes, conforme a Tabela 3.

Como cada média foi calculada ignorando valores ausentes, a quantidade de observações válidas reflete apenas as observações válidas na base de dados. Por isso, o total de observações válidas e de imputações para cada variável é menor que 834 em alguns casos, devido a exclusões automáticas de observações faltantes durante o cálculo da média. A coluna “Percentual de Imputações (%)” representa o quociente entre “Qtde de Imputações” e o total de observações (834). Após a transformação, dividimos os dados aleatoriamente em conjuntos de treinamento (80%) e de teste (20%), mantendo o equilíbrio nas classes da variável dependente binária (penalizado/não penalizado), conforme detalhado na Figura 1.

A escolha de usar dados desbalanceados reflete uma visão mais realista do fenômeno, já que empresas saudáveis

são mais comuns em cenários no mundo real, conforme apontado por Barboza e Altman (2024), ao analisarem a previsão de dificuldades financeiras em empresas latino-americanas comparando modelos logísticos e Random Forest.

Executamos estatísticas descritivas para todas as variáveis contínuas, conforme a Figura 2. Variáveis como *Liquidez Corrente* e *Solvência Geral* apresentam valores médios elevados e grande dispersão, indicando que algumas empresas mantêm altos níveis de liquidez e solvência, enquanto outras enfrentam dificuldades com o capital circulante. Em contraste, *Composição do Endividamento* e *Margem Operacional* mostram menor dispersão, refletindo maior homogeneidade na estrutura de capital e na rentabilidade operacional. A idade mediana das empresas, de 20 anos, revela uma amostra mista de empresas novas e estabelecidas. O valor do contrato e a quantidade de penalizações em outros órgãos exibem grande amplitude, sugerindo diversidade de volume financeiro e de perfil de risco. Esses resultados destacam diferenças marcantes no perfil financeiro das empresas.

A distribuição dos fornecedores por porte revelou que 11,10% das empresas eram de grande porte, 16,76% eram de médio porte, 11,21% eram micro entidades e 60,94% eram pequenas empresas. A distribuição por CNAE mostrou diversas categorias, com frequências variando entre 0,11% e 0,77%.

Tabela 3
Imputação de variáveis

Variável	Observações válidas	Quantidade de imputações	Percentual de imputações (%)
Giro do Ativo	744	90	10,79
Margem Operacional	704	130	15,59
Margem Líquida	741	93	11,15
ROI	760	74	8,87
ROE	760	74	8,87

Fonte: Elaborada pelos autores.

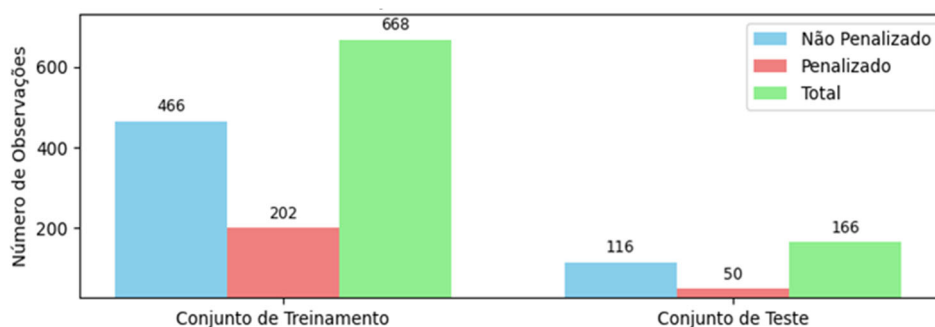


Figura 1 Separação das Observações em Conjuntos de Treinamento e Teste

Fonte: Elaborada pelos autores.

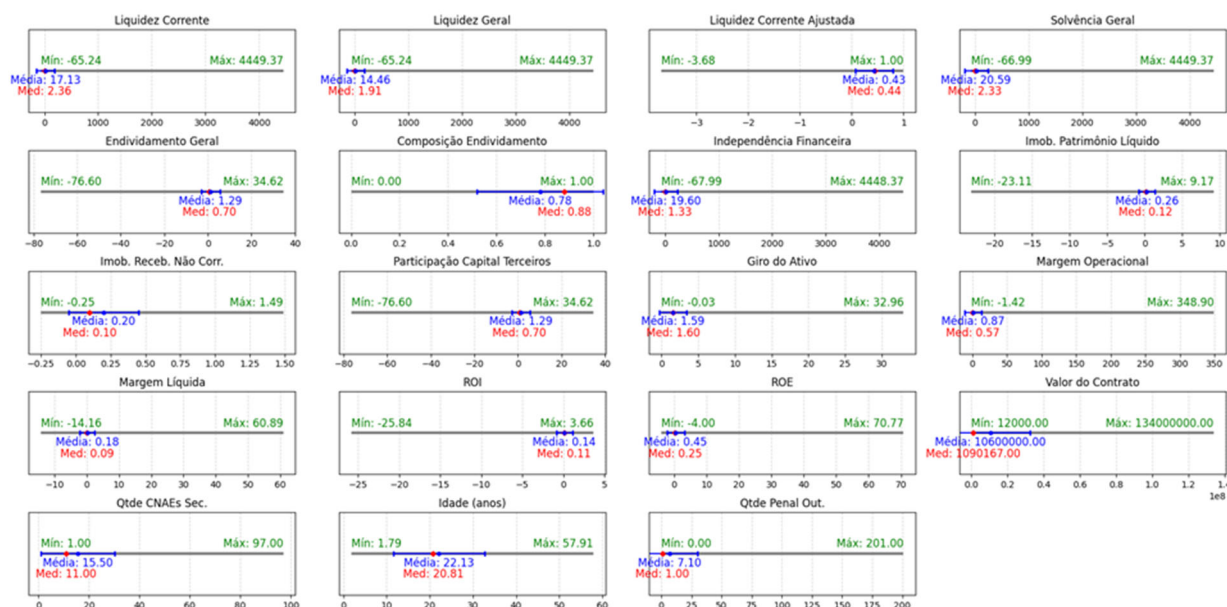


Figura 2 Estatísticas Descritivas das Variáveis Independentes

Fonte: Elaborada pelos autores.

5.2 Modelos de Regressão Logística para Previsão de Descumprimento Contratual

Desenvolvemos três modelos de regressão logística para prever descumprimento contratual, todos com p-valor do teste qui-quadrado igual a 0,000, indicando significância estatística superior ao modelo nulo (Fávero & Belfiore, 2024; Hair et al., 2009).

O modelo inicial incluiu todas as variáveis contábeis e de controle (modelo IRDCcom). Criamos, além disso, modelos *stepwise* com níveis de significância de 5% (modelo IRDC05) e 10% (modelo IRDC10), simplificando a análise sem grande perda de eficácia. Optamos pela seleção automatizada de variáveis devido ao caráter exploratório da pesquisa, à diversidade de critérios adotados nos estudos revisados e à ausência de uma teoria geral sobre a escolha das variáveis explicativas para a previsão de insolvência ou dificuldade financeira (Rezende et al., 2017; Tascón-Fernández & Castaño-Gutiérrez, 2012).

A qualidade do ajuste dos modelos foi avaliada por meio do teste de Hosmer-Lemeshow, que verifica se as probabilidades observadas diferem significativamente das esperadas. A hipótese nula (H_0) postula que essas probabilidades são equivalentes, indicando um ajuste adequado. Quando o p-valor supera 0,05, a diferença não é estatisticamente significativa, validando o ajuste do modelo aos dados (Fávero & Belfiore, 2024; Hosmer et al., 2000). Os resultados confirmaram um bom ajuste para os três modelos, com p-valores superiores a 0,05:

IRDCcom ($p = 0,68$), IRDC05 ($p = 0,41$) e IRDC10 ($p = 0,42$).

Para selecionar o modelo mais adequado, aplicamos o teste de razão de verossimilhança (*Likelihood Ratio Test* – LRT), que compara a qualidade do ajuste entre modelos aninhados. Esse teste utiliza a estatística de qui-quadrado (χ^2), baseada na diferença entre as verossimilhanças dos modelos, sendo os graus de liberdade correspondentes à diferença no número de parâmetros. O LRT avalia se o modelo mais complexo se ajusta significativamente melhor do que o mais simples. Caso o p-valor seja inferior a 0,05, rejeita-se H_0 , indicando que o modelo mais completo apresenta ajuste significativamente superior (Fávero & Belfiore, 2024; Hosmer et al., 2000).

Conforme a Tabela 4, os resultados do LRT revelaram que o modelo completo (IRDCcom) é significativamente melhor que o modelo IRDC05, com p-valor de 0,0031 ($p < 0,05$), e que o modelo IRDC10 é significativamente superior ao IRDC05, com p-valor de 0,0002 ($p < 0,05$). No entanto, ao comparar o IRDC10 com o IRDCcom, o p-valor de 0,3423 ($p > 0,05$) não permite rejeitar a hipótese nula, indicando que o modelo IRDCcom não é estatisticamente superior ao IRDC10.

Diante dos resultados do LRT, o modelo IRDC10 demonstrou um ajuste comparável ao do modelo completo, com a vantagem de ser mais simples. Dessa forma, adotamos o IRDC10 como o modelo final do Índice de Risco de Descumprimento Contratual do Fornecedor, por equilibrar parcimônia e robustez estatística.

Tabela 4

Comparação dos Modelos Logit pelo Teste de Razão de Verossimilhança (LRT)

Comparação	Estatística Chi²	Graus de Liberdade	p-valor	Interpretação
IRDCcom vs IRDC05	70,08	41	0,0031	O IRDCcom ajusta-se significativamente melhor que o IRDC05
IRDC05 vs IRDC10	41,75	15	0,0002	O IRDC10 apresenta ajuste significativamente superior ao IRDC05
IRDC10 vs IRDCcom	28,33	26	0,3423	Não há evidências estatísticas para afirmar que o IRDCcom ajusta-se significativamente melhor que o IRDC10

Fonte: Elaborada pelos autores.

5.3 Modelo final do Índice de Risco de Descumprimento Contratual do Fornecedor

A Figura 3 apresenta os resultados do modelo final de regressão logística do Índice de Risco de Descumprimento Contratual (IRDC). A equação do modelo IRDC baseia-se na fórmula (1) e nas informações da Figura 3, conforme demonstrado a seguir:

$$p = \left(\frac{e^{\text{Constante} + \text{Contábil} + \text{Controle}}}{1 + e^{\text{Constante} + \text{Contábil} + \text{Controle}}} \right) \quad 1$$

em que: Constante: β_0 ; Variáveis Contábeis: $\sum_{i=1}^6 \beta_i X_i$; Variáveis de Controle: $\sum_{k=7}^{20} \beta_k X_k$.

Entre as variáveis contábeis, a composição do endividamento (coeficiente = -3,845117) apresenta um efeito negativo e significativo, indicando que empresas com maior proporção de endividamento de longo prazo têm menor risco de penalização. Esse resultado está alinhado com o apontado por Prado et al. (2019), Soares et al. (2021) e Ma'in et al. (2022), que afirmam que o financiamento de longo prazo contribui para a estabilidade financeira e para o cumprimento das obrigações contratuais.

Já o ROI (coeficiente = -1,716815) revela que um retorno sobre investimento elevado diminui a probabilidade de penalização, sugerindo que empresas com foco em investimentos internos estão mais preparadas para honrar contratos junto ao tribunal (Marion, 2019). Em contraste, a falta de significância do ROE indica que os retornos direcionados ao patrimônio são indiferentes à *performance* contratual, talvez em função de práticas que priorizam o interesse dos acionistas em detrimento do investimento nas operações, como sugerem Kanitz (1978) e Prado et al. (2019).

A liquidez corrente (coeficiente = -0,3159842) e a liquidez geral (coeficiente = 1,07931) exibem efeitos opostos. Enquanto a liquidez corrente reflete positivamente na capacidade de atender obrigações de curto prazo, a alta liquidez geral pode sinalizar alocação excessiva de recursos e indicar maior risco de penalização. Bonelli e Cabral (2018) discutem que empresas com bons índices de

liquidez de curto prazo tendem a evitar práticas financeiras arriscadas, mantendo propostas sustentáveis em licitações e reduzindo, assim, o risco de inadimplência.

Entre as variáveis de controle, a natureza jurídica da empresa se destaca como um fator importante. Empresas categorizadas como sociedade anônima fechada (coeficiente = -3,641822) têm menor probabilidade de penalização, possivelmente devido ao rigor regulatório e às práticas de transparência exigidas dessas organizações.

A quantidade de CNAEs secundários (coeficiente = -0,0313374) indica que empresas diversificadas são menos vulneráveis a riscos setoriais, conforme sugerido por Wu et al. (2010) e Zhang & Nielson (2015), que associam a diversificação à resiliência e à conformidade.

A quantidade de penalizações em outros órgãos (coeficiente = 0,1240055) evidencia uma relação positiva com a probabilidade de penalizações pelo STJ, refletindo possíveis problemas estruturais ou comportamentais que impactam a conformidade. Estudos de Nepomuceno et al. (2022) e Jiménez-Triana e Pérez-Arango (2018) ressaltam que um histórico de penalidades pode indicar falhas recorrentes em práticas de qualidade e conformidade.

O valor do contrato (coeficiente = 0,1530698) também está associado a uma maior probabilidade de penalização, possivelmente devido ao maior escrutínio de contratos de alto valor, conforme sugerem Rodrigues & Torre Junior (2015). A literatura indica que contratos de longo prazo e de alto valor tendem a atrair maior monitoramento e regulamentação, o que pode impactar a conformidade dos fornecedores.

Empresas de grande e médio porte apresentam menor chance de penalização, possivelmente devido a práticas de governança mais robustas, enquanto microentidades são mais suscetíveis a sanções por cause da menor formalização de processos. Wu et al. (2010) e Barbosa (2006) apontam que empresas maiores têm acesso facilitado a informações governamentais, favorecendo a conformidade, enquanto empresas menores enfrentam maior vulnerabilidade financeira e operacional, conforme discutido por Crisóstomo et al. (2012).

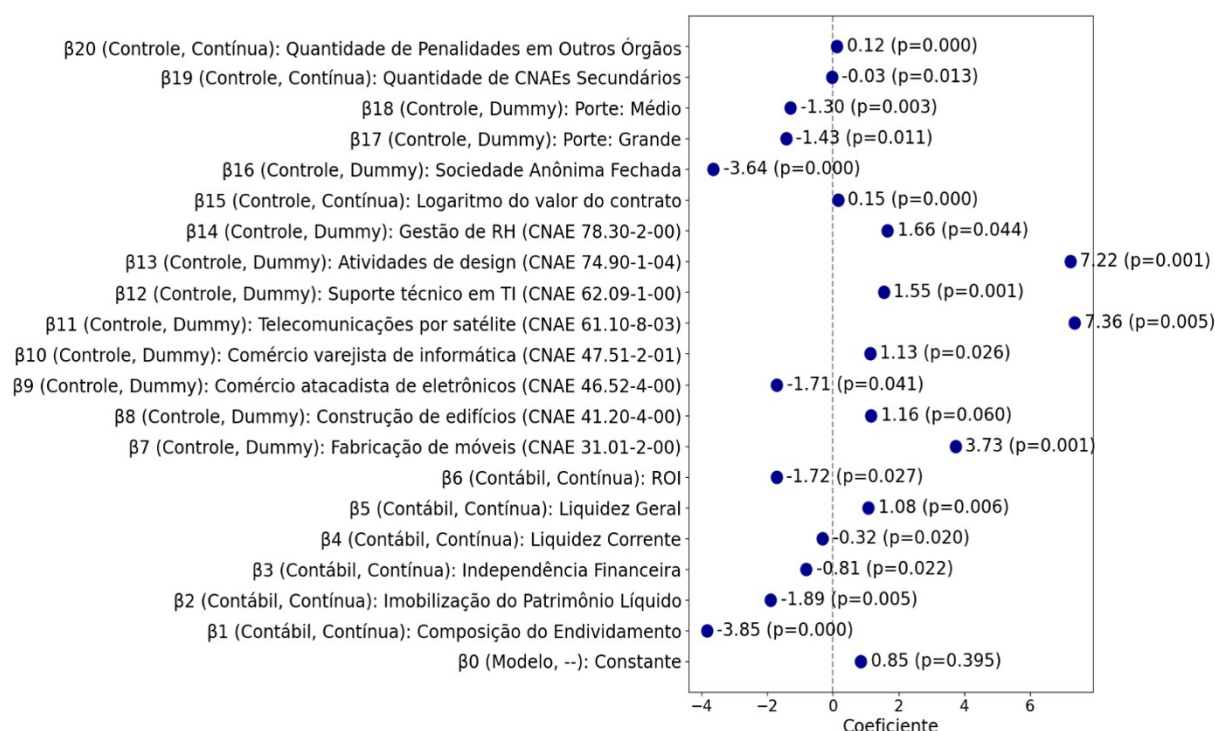


Figura 3 Forest Plot do Modelo Final do IRDC

Fonte: Elaborada pelos autores.

Por fim, as características setoriais, capturadas por meio do CNAE, evidenciaram que as contratações envolvendo empresas de fornecimento de mão de obra terceirizada (CNAE 78.302-00) e de serviços de tecnologia da informação e comunicação (CNAE 4751-2-01, 61.10-8-03 e 62.09-1-00) apresentam maior risco de descumprimento contratual. De forma semelhante, empresas do setor de construção de edifícios, frequentemente associadas não apenas à construção e à manutenção, mas também à terceirização de mão de obra em função dos benefícios fiscais da desoneração da folha de pagamentos, também exibem um risco mais elevado. Esses achados corroboram os de Bittencourt e Albuquerque (2020), que destacam a importância de se considerar a heterogeneidade entre empresas para se aprimorar modelos de previsão de insolvência a partir de características setoriais e econômicas.

5.4 Poder Preditivo do IRDC: Sensibilidade e Especificidade

A sensibilidade e a especificidade medem a precisão dos modelos preditivos. A primeira identifica corretamente os casos positivos (fornecedores penalizados), e a segunda, os negativos (não penalizados) (Fávero & Belfiore, 2024; Hair et al., 2009; Hosmer et al., 2000; Menard, 2002). O desempenho do modelo IRDC10 nos dados

de treinamento e de teste confirma sua boa capacidade preditiva, apesar das diferenças entre as amostras.

No conjunto de treinamento, o modelo apresentou uma sensibilidade de 69,92%, identificando corretamente cerca de 70% das empresas penalizadas. A especificidade foi de 85,51%, classificando corretamente aproximadamente 86% das empresas não penalizadas. A taxa de classificação correta atingiu 79,54%, e a área sob a curva ROC (AUC) foi de 0,8869, indicando alta capacidade do modelo em distinguir empresas penalizadas e de não penalizadas.

No conjunto de teste, a análise com o *cutoff* padrão de 0,5 revelou uma sensibilidade de 42,00% e uma especificidade de 87,93%, resultando em uma taxa de classificação correta de 74,10%. Em relação ao conjunto de treinamento, observou-se uma redução na capacidade de detectar empresas penalizadas, enquanto a precisão na classificação das empresas não penalizadas permaneceu elevada.

Após a análise do gráfico gerado pelo comando *lsens* do Stata (Figura 4), ajustamos o *cutoff* para 0,42 (IRDC = 42%) no conjunto de teste, conforme o ponto de interseção das curvas de sensibilidade e especificidade. Com essa modificação, a sensibilidade aumentou para 46,00%, enquanto a especificidade reduziu para 77,59%. A taxa de classificação correta caiu levemente para 68,07%, refletindo um compromisso entre o aumento da sensibilidade e a pequena redução da especificidade.

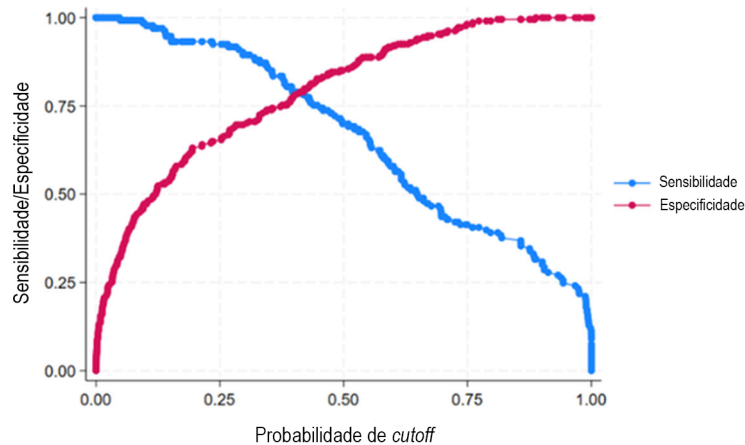


Figura 4 Diferentes valores de cutoff a partir do conjunto de treinamento

Fonte: Elaborada pelos autores.

Os resultados indicam que o modelo IRDC possui bom desempenho e alta especificidade em ambas as amostras analisadas. Cumpre destacar que a sensibilidade é afetada pelo desbalanceamento natural entre empresas penalizadas e não penalizadas, fato consistente com a literatura que destaca a menor recorrência de empresas em dificuldades financeiras em relação ao total de empresas solventes (Barboza & Altman, 2024; Bittencourt & Albuquerque, 2020; Rezende et al., 2017; Rosa & Gartner, 2018).

Assim, a menor sensibilidade observada não deve ser interpretada como uma limitação significativa do IRDC, mas sim como uma característica inerente ao contexto analisado. Esse aspecto reforça o potencial do modelo como um instrumento eficaz para identificar empresas com alta probabilidade de execução contratual satisfatória. Essa interpretação é corroborada pela AUC de 0,70 no conjunto de teste, evidenciando uma adequada capacidade

preditiva global e fortalecendo a aplicabilidade prática do IRDC, que será explorada na seção 5.6.

5.5 Avaliação da multicolinearidade e impacto no modelo do IRDC

A matriz de correlação das variáveis independentes do modelo revelou multicolinearidade entre algumas variáveis, especialmente entre *Liquidez Corrente* e *Liquidez Geral*, e entre essas e *Independência Financeira* (Figura 5). Realizamos testes para combinar e excluir essas variáveis correlacionadas, mas constatamos uma perda significativa do poder preditivo. Dado o objetivo deste estudo — replicar o modelo para gestão de riscos contratuais, não analisar detalhadamente os fatores determinantes para o descumprimento contratual —, mantivemos as variáveis no modelo, visando maximizar a precisão preditiva.

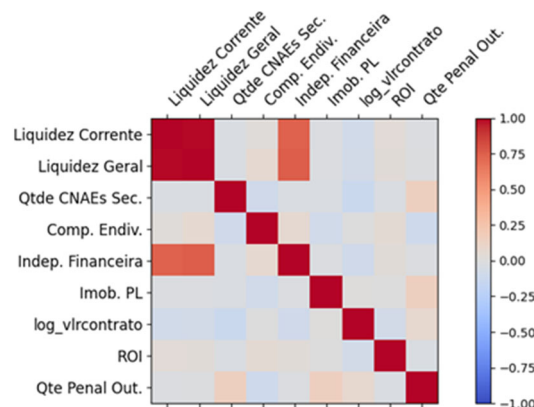


Figura 5 Matriz de correlação das variáveis contínuas do IRDC

Fonte: Elaborada pelos autores.

Técnicas estatísticas adicionais, como a análise fatorial e a de componentes principais, poderiam reduzir a multicolinearidade, mas comprometeriam a aplicabilidade prática do modelo, devido à complexidade de interpretação e à dificuldade de generalização para novas observações, conforme os achados de Souza e Melo (2024) sobre como algumas técnicas estatísticas impõem dificuldades tanto à interpretação quanto à implementação prática.

Pesquisas futuras devem investigar formas de tratar a multicolinearidade para aprimorar a robustez do modelo IRDC sem comprometer a replicação prática, aplicando abordagens para refinar a seleção de variáveis e melhorar a interpretação dos coeficientes.

5.6 Implicações Práticas para o Modelo Preditivo

O IRDC inova a avaliação econômico-financeira nas contratações públicas, pois complementa os indicadores usuais e aporta subsídios adicionais em cenários incertos. Apresentado em uma escala de 0% a 100%, facilita a interpretação para servidores não especialistas. Recomenda-se aplicá-lo quando houver incerteza sobre a solidez financeira do fornecedor, servindo como gatilho para auditorias baseadas em riscos.

Embora a Lei 14.133/2021 permita, desde que justificada no edital, a utilização de índices financeiros para a habilitação, conforme exposto na seção 2, na prática, as normas licitatórias e a jurisprudência nem sempre refletem as melhores práticas contábeis. Essa desconexão limita, por exemplo, a utilização plena de indicadores de rentabilidade, lucratividade e faturamento, evidenciando a necessidade de ferramentas mais abrangentes. Nesse sentido, o IRDC, ao incluir índices como o retorno sobre investimento (ROI), pode enfrentar questionamentos sob uma perspectiva jurídica formalista, apesar de sua relevância técnica contábil. Contudo, uma interpretação jurídica e contábil mais apropriada deve reconhecer que, embora a legislação proíba a exigência de índices mínimos de rentabilidade ou lucratividade para a habilitação, não impede o uso desses índices como variáveis em modelos preditivos para avaliar o risco de inadimplemento contratual. Além disso, o IRDC não estabelece patamares

mínimos para esses indicadores, pois seu resultado depende da ponderação matemática dos coeficientes de regressão utilizados. Assim, um ROI baixo ou negativo pode não impactar significativamente o resultado do IRDC.

Dada a complexidade estatística e a demanda por dados, recomenda-se que sua elaboração seja centralizada em órgãos superiores, como o Ministério da Gestão e da Inovação em Serviços Públicos, em parceria com a Receita Federal. A integração de bases governamentais estruturadas (Escrituração Contábil Digital do Sistema Público de Escrituração Digital da Receita Federal do Brasil e SICAF) e a criação de uma governança específica possibilitariam a coordenação das dimensões institucionais, tecnológicas e procedimentais necessárias. Ademais, é fundamental capacitar os servidores responsáveis pela análise contábil com o apoio do IRDC, estruturando núcleos setoriais nos órgãos públicos descentralizados, compostos por contadores que deem suporte às áreas de compras, licitações e contratos, superando as barreiras identificadas na seção 2 deste estudo. Dessa maneira, o índice ultrapassará uma adoção meramente formal, aprimorando efetivamente a governança econômica.

Além do exposto, o IRDC pode ser útil na gestão de riscos durante a execução do contrato, conforme previsto no artigo 169 da Lei nº 14.133/2021. Inspirado no modelo de Sobreira et al. (2014), o índice possibilitaria incentivar boas práticas ou aumentar o rigor da fiscalização quando necessário. O bônus seria aplicado, por exemplo, às empresas com IRDC abaixo do *cutoff* de 42%, classificadas como de baixo risco. Essas empresas poderiam receber benefícios, como a redução da garantia contratual mínima, em razão do menor risco de penalização.

Por outro lado, o conceito de *malus* é aplicável a fornecedores com IRDC elevado (acima de 42% ou de 50%), indicando maior risco. Para essas empresas, as cláusulas contratuais devem requerer uma garantia mais robusta e um monitoramento rigoroso, especialmente em áreas como o cumprimento de verbas trabalhistas e previdenciárias. Em contratos de terceirização de mão de obra, isso poderá significar uma ampliação da amostragem para a verificação dessas verbas, acima do que seria necessário em condições de menor risco.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo demonstrou como as informações contábeis podem ser utilizadas para prever o risco de descumprimento contratual no setor público brasileiro, por meio do desenvolvimento do Índice de Risco de Descumprimento Contratual (IRDC). Aplicamos um

modelo de regressão logística a dados do Superior Tribunal de Justiça (STJ). Os resultados revelaram que variáveis contábeis como composição do endividamento, imobilização do patrimônio líquido, independência financeira, liquidez corrente e retorno sobre investimento

(ROI), são preditoras significativas da probabilidade de penalização dos fornecedores.

Verificamos que os fornecedores com maior proporção de endividamento de longo prazo, maior imobilização de recursos, maior independência financeira e maior retorno sobre o investimento apresentam menor risco de descumprimento contratual. Em contrapartida, quanto menor a liquidez corrente, maiores as chances de penalização do fornecedor. Além disso, por meio de variáveis de controle relacionadas ao CNAE, ao porte empresarial e à natureza jurídica, encontramos evidências da importância de se considerar diferenças setoriais, devido à heterogeneidade das empresas.

Este trabalho contribui para a literatura ao propor um índice preditivo inovador para a gestão de riscos contratuais, baseado em dados contábeis dos próprios fornecedores. Atuando em uma lacuna técnica e normativa, o IRDC sugere uma alternativa para a utilização da informação contábil nas contratações públicas regidas pela Lei 14.133/2021, fortalecendo o processo decisório e a governança no setor público.

No entanto, o estudo possui limitações metodológicas, como a presença de multicolinearidade entre algumas variáveis independentes que foi destacada na seção 5.5. Ademais, o IRDC foi calibrado especificamente para o contexto do STJ, com base em dados históricos dessa instituição. Portanto, sua replicação direta em outros órgãos não é recomendada para fins práticos, visto que os perfis de risco e os critérios de análise podem variar, influenciando o desempenho e a relevância das variáveis utilizadas. Assim, recomenda-se recalibrar o modelo para

outros contextos, adaptando-o aos dados e características específicas de cada instituição, a fim de garantir a precisão das previsões e das decisões baseadas no IRDC.

Pesquisas futuras devem investigar formas de tratar a multicolinearidade para aprimorar a robustez do modelo IRDC sem comprometer a replicação prática, aplicando abordagens para refinar a seleção de variáveis e melhorar a interpretação dos coeficientes. Para fins teóricos, sugere-se explorar técnicas estatísticas adicionais, como a análise fatorial ou a de componentes principais, para tratar a multicolinearidade e refinar a seleção de variáveis. Outra abordagem interessante seria comparar a assertividade do logit com modelos de *machine learning*, como o Random Forest (RF), conforme realizado por Barboza e Altman (2024) no caso de *financial distress*.

As implicações práticas deste estudo são significativas para a gestão de riscos contratuais no setor público. O IRDC pode complementar os índices tradicionais de QEF, auxiliar na fiscalização de contratos e subsidiar auditorias, proporcionando uma avaliação mais robusta e preventiva do risco de descumprimento.

Por fim, os achados deste estudo contribuem para a implementação da Agenda 2030, particularmente em relação aos Objetivos de Desenvolvimento Sustentável (ODS) 9 e 16 (Nações Unidas, 2015). Ao propor uma ferramenta preditiva inovadora para a gestão de riscos contratuais, o trabalho auxilia no alinhamento das licitações públicas às metas de promoção da infraestrutura resiliente e da inovação (ODS 9), bem como ao fortalecimento de instituições eficazes e transparentes (ODS 16).

REFERÊNCIAS

- Almaskati, N., Bird, R., Yeung, D., & Lu, Y. (2021). A horse race of models and estimation methods for predicting bankruptcy. *Advances in Accounting*, 52, 100513. <https://doi.org/10.1016/j.adiac.2021.100513>
- Alsharari, N. M. (2022). Institutionalization of results-based budgeting in the public sector: political and economic pressures. *Asian Review of Accounting*, 30(3), 352–377. <https://doi.org/10.1108/ARA-02-2022-0037>
- Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x>
- Altman, E., Baidya, T. K. N., & Dias, L. M. R. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas [Prediction of financial distress in firms]. *Revista de Administração de Empresas [Journal of Business Administration]*, 19(1), 17–28. <https://doi.org/10.1590/S0034-75901979000100002>
- Azevedo, R. R. de, & Ribeiro, R. B. (2020). A relevância (des) percebida da informação contábil [The (un)perceived relevance of accounting information]. *Revista Mineira de Contabilidade [Minas Gerais Accounting Review]*, 21(2), 4–9. <https://revista.crcmg.org.br/rmc/article/view/1295>
- Barbosa, R. R. (2006). Uso de fontes de informação para a inteligência competitiva: um estudo da influência do porte das empresas sobre o comportamento informacional [Use of information sources for competitive intelligence: A study on the influence of company size on informational behavior]. *Encontros Bibli: Revista Eletrônica de Biblioteconomia e Ciência da Informação [Electronic Journal of Librarianship and Information Science]*, 11(1), 91–102. <https://doi.org/10.5007/1518-2924.2006v11nesp1p91>
- Barboza, F., & Altman, E. (2024). Predicting financial distress in Latin American companies: A comparative analysis of logistic regression and random forest models. *The North American Journal of Economics and Finance*, 72, 102158. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2024.102158>

- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Bedin, É. P., Fontes, A. R. M., & Braatz, D. (2020). Discrepancy between prescribed and real work: the case of outsourced service contract supervisors at federal universities in the state of São Paulo. *Revista Brasileira de Gestão de Negócios [Brazilian Journal of Business Management]*, 22(2), 232–249. <https://doi.org/10.7819/rbgn.v22i2.4055>
- Bittencourt, W. R., & Albuquerque, P. H. M. (2020). Evaluating company bankruptcies using causal forests. *Accounting & Finance Review*, 31(84), 542–559. <https://doi.org/10.1590/1808-057X202010360>
- Bonelli, F., & Cabral, S. (2018). Efeitos das competências no desempenho de contratos de serviços no setor público [Effects of competences on the performance of public service contracts]. *Revista de Administração Contemporânea [Journal of Contemporary Administration]*, 22(4), 487–509. <https://doi.org/10.1590/1982-7849rac2018170152>
- Brasil. (1988). *Constituição da República Federativa do Brasil de 1988 [Constitution of the Federative Republic of Brazil, 1988]*. Presidência da República. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/constituicao/constituicao.htm
- Brasil. (2021). *Lei nº 14.133, de 1º de abril de 2021 [Public Procurement Law No. 14,133/2021]*. Presidência da República. https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2019-2022/2021/lei/l14133.htm
- Brasil. (2022). *Norma Brasileira de Contabilidade, ITG 1000, de 15 de dezembro de 2022 [Brazilian Accounting Standard ITG 1000, December 15, 2022]*. Conselho Federal de Contabilidade. <https://cfc.org.br/wp-content/uploads/2023/01/ITG-1000.pdf>
- Brasil. (2023a). Dados Abertos do Sistema Integrado de Administração e Serviços Gerais – SIASG [Open Data from the Integrated System of Administration and General Services]. <https://dados.gov.br/dados/conjuntos-dados/compras-publicas-do-governo-federal>
- Brasil. (2023b). Portal de Dados Abertos – Cadastro Nacional da Pessoa Jurídica [Open Data Portal – National Registry of Legal Entities]. <https://dados.gov.br/dados/conjuntos-dados/cadastro-nacional-da-pessoa-juridica---cnpj>
- Costa, E. G. da, & Guimarães, F. M. P. (2020). A utilização de índices econômico-financeiros em licitações [The use of financial ratios in public procurement]. *Revista do Tribunal de Contas do Estado de Minas Gerais [Journal of the Court of Accounts of Minas Gerais State]*, 38(1), 44–60. <https://revista.tce.mg.gov.br/pagina/article/view/13/2020-38-01-005>
- Crisóstomo, V. L., López-Iturriaga, J., & Valledado, E. (2012). Firm size matters for financial constraints: evidence from Brazil. *Sistemas & Gestão [Systems & Management]*, 7(3), 490–501.
- Dalescio, S. T. M. de R., & Machado, L. de S. (2024). Revisão da literatura sobre habilitação econômico-financeira com ênfase em concessões dos serviços públicos de saneamento básico [Review of literature on economic-financial qualification with emphasis on concessions for public basic sanitation services]. *Revista de Auditoria Governança e Contabilidade [Journal of Governmental Auditing and Accounting]*, 16, 32–49. <https://www.revistas.fucamp.edu.br/index.php/ragc/article/view/3497>
- Di Pietro, M. S. Z. (2021). Licitação [Bidding]. In: *Direito Administrativo* (34th ed., pp. 423–438). Forense.
- Fávero, L. P., & Belfiore, P. (2024). Manual de análise de dados: estatística e machine learning com Excel, SPSS, Stata e Python [Manual of data analysis: statistics and machine learning with Excel, SPSS, Stata and Python]. In: *Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel, SPSS e Stata* (2nd ed., pp. 641–723). LTC.
- Fuhr, F., Lima, J. D. de, & Donizetti, F. J. A. S. Qj. (2020). Uma revisão sistemática da literatura sobre Credit Scoring [A systematic literature review on Credit Scoring]. *Brazilian Journal of Development*, 6(3), 9679–9695. <https://doi.org/10.34117/bjdv6n3-009>
- Gissel, J., Giacomino, D., & Akers, M. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930-present. *Journal of Financial Education*, 33–34(5), 1–42. https://publications.marquette.edu/account_fac/25
- Hair, J. F., Babin, B. J., Black, W. C., Anderson, R. E., & Tathan, R. L. (2009). Análise discriminante múltipla e regressão logística [Multiple discriminant analysis and logistic regression]. In: *Análise Multivariada de Dados* (6ª ed., pp. 217–298). Bookman.
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 9(1), 5–34. <https://doi.org/10.1023/B:RAST.0000013627.90884.b7>
- Hosmer, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2000). *Applied logistic regression* (2nd ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Jiménez-Triana, J. C., & Pérez-Arango, D. (2018). De la violación del principio non bis in idem en la aplicación de multas en supuestos donde hay cláusulas de descuento por indicadores de calidad en los contratos estatales [Violation of the non bis in idem principle in the application of penalties in cases with quality discount clauses in public contracts]. *Revista Digital de Derecho Administrativo [Digital Journal of Administrative Law]*, 20(20), 241–265. <https://doi.org/10.18601/21452946.n20.10>
- Jorge, S., Nogueira, S. P., & Ribeiro, N. (2021). The institutionalization of public sector accounting reforms: the role of pilot entities. *Journal of Public Budgeting, Accounting and Financial Management*, 33(2), 114–137. <https://doi.org/10.1108/jpbafm-08-2019-0125>
- Kanitz, S. C. (1978). *Como prever falências [How to predict bankruptcies]*. McGraw-Hill do Brasil.
- Lapsley, I., & Miller, P. (2019). Transforming the public sector: 1998–2018. *Accounting, Auditing and Accountability Journal*, 32(8), 2211–2252. <https://doi.org/10.1108/AAAJ-06-2018-3511>
- Lester, P., Alonso Borba, J., & Dal-Ri Murcia, F. (2013). Transparência e governança na área pública: uma análise da qualificação econômica e financeira das empresas licitantes do estado de Santa Catarina [Transparency and governance in the public sector: An analysis of the economic and financial qualification of bidding firms in the state of Santa Catarina]. *Revista Eletrônica de Administração [The Electronic Journal of Administration]*, 15(3), 759–782. <https://seer.ufrgs.br/index.php/read/article/view/39037>

- Little, R. J. A., & Rubin, D. B. (2002). *Statistical analysis with missing data*. Wiley-Interscience.
- Luiz, E. L. C., Abib, G., & Oliveira, V. G. de. (2023). The (in) tolerance in application of penalties in the Brazilian public administration. *Journal of Contemporary Administration*, 27(6), e230005. <https://doi.org/10.1590/1982-7849rac2023230005.por>
- Machado, M. R. R., & Gartner, I. R. (2018). The Cressey hypothesis (1953) and an investigation into the occurrence of corporate fraud: an empirical analysis conducted in Brazilian banking institutions. *Accounting & Finance Review*, 29(76), 60–81. <https://doi.org/10.1590/1808-057X201803270>
- Ma'in, M., Junos, S., Tamizi, N. H. M., Iskanda, N. F. A., & Mohd Hanif, N. J. S. (2022). How financial ratio can predict the corporate bankruptcy in Japan. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 12(10). <https://doi.org/10.6007/ijarbs/v12-i10/15455>
- Marion, J. C. (2019). *Análise das demonstrações contábeis [Financial statement analysis]*. Atlas.
- Menard, S. (2002). *Applied logistic regression analysis*. SAGE.
- Michelin, F. P., Weise, A. D., Medeiros, F. S. B., & Sheffer, D. (2012). Os índices de designação econômico-financeira nos processos licitatórios: o caso de uma prefeitura municipal-RS [Economic-financial designation indices in public bidding processes: The case of a municipal government in Rio Grande do Sul]. *Ciências Sociais Aplicadas em Revista [Applied Social Sciences Review]*, 12(23), 185–198. <https://e-revista.unioeste.br/index.php/csaemrevista/article/view/8855>
- Nações Unidas. (2015). *Transformando nosso mundo: a agenda 2030 para o desenvolvimento sustentável*. Ministério das Relações Exteriores do Brasil [Transforming our world: The 2030 agenda for sustainable development]. https://www.mds.gov.br/webarquivos/publicacao/brasil_amigo_pessoa_idosa/agenda2030.pdf
- Nepomuceno, T. C. C., Nepomuceno, K. T. C., Poletto, T., Carvalho, V. D. H. de, & Costa, A. P. C. S. (2022). When penalty fails: Modeling contractual misincentives with evidence from Portugal ITO agreements. *SAGE Open*, 12(4), 1–14. <https://doi.org/10.1177/21582440221141850>
- Nyitrai, T. (2019). Dynamization of bankruptcy models via indicator variables. *Benchmarking*, 26(1), 317–332. <https://doi.org/10.1108/bij-03-2017-0052>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Prado, J. W. do, Carvalho, F. de M., Benedicto, G. C. de, & Lima, A. L. R. (2019). Analysis of credit risk faced by public companies in Brazil: an approach based on discriminant analysis, logistic regression and artificial neural networks. *Estudios Gerenciales*, 35, 347–360. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2019.153.3151>
- Precinotto, A., Dias, L. N. da S., & Aquino, A. C. B. de. (2023). Transparency in tender waivers in local governments during emergency situations. *Accounting & Finance Review*, 34(93), e1716. <https://doi.org/10.1590/1808-057X20231716.en>
- Rezende, F. F., Montezano, R. M. da S., Oliveira, F. N. de, & Lameira, V. de J. (2017). Predicting financial distress in publicly-traded companies. *Accounting & Finance Review*, 28(75), 390–406. <https://doi.org/10.1590/1808-057X201704460>
- Ribeiro, R. B., Miranda, G. J., & Azevedo, R. R. de. (2020). The low legitimacy of economic and financial qualification (QEF) perceived by stakeholders in public bids. *Advances in Scientific and Applied Accounting*, 1(1), 185–205. <https://doi.org/10.14392/asaa.2020130310>
- Ribeiro, R. B., Miranda, G. J., & Azevedo, R. R. de. (2021). (De)legitimization of accounting information in public procurement processes in Brazil *Revista Contemporânea de Contabilidade [Contemporary Journal of Accounting]*, 18(48), 72–88. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2021.e75806>
- Rodrigues, G. L., & Torres Junior, N. (2015). Dimensions of quality perceived in B2B relationships: a case study in the public sector. *Revista Produção Online [Online Production Journal]*, 15(4), 1426–1456. <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v15i4.1975>
- Rosa, P. S., & Gartner, I. R. (2018). Financial distress in Brazilian banks: an early warning model. *Accounting & Finance Review*, 29(77), 312–331. <https://doi.org/10.1590/1808-057X201803910>
- Salotti, B. M., & Carvalho, J. V. de F. (2024). On the edge: the impacts of cash flow at risk on the shareholders' equity of public companies in Brazil. *Accounting & Finance Review*, 35(94), e1907. <https://doi.org/10.1590/1808-057X20231907.en>
- Santiago, M. S. (2024). *Script do Índice de Risco de Descumprimento Contratual (IRDC) [Script of the Contractual Non-Compliance Risk Index (IRDC)]*. Zenodo. <https://doi.org/10.5281/zenodo.14567484>
- Sheng, D., Meng, Q., & Li, Z. C. (2021). Optimal quality incentive scheme design in contracting out public bus services. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 133, 103427. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2021.103427>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Soares, C. S., Marin, L. O., & Santos, E. A. dos. (2021). Características das pesquisas com aplicação de modelos de previsão de insolvência: um estudo bibliométrico no contexto brasileiro [Characteristics of research with application of insolvency prediction models: a bibliometric study in the Brazilian context]. *Revista Brasileira de Contabilidade e Gestão [Brazilian Journal of Accounting and Management]*, 10(18), 61–80. <https://doi.org/10.5965/2316419010152021061>
- Sobreira, A. E., Nascimento, J. C. H. B. do, Reis, J. da S., & Sousa, W. D. de. (2014). Avaliação econômico-financeira por índices contábeis em processos licitatórios: aplicação de modelo de análise discriminante [Economic-financial evaluation through accounting ratios in bidding processes: Application of a discriminant analysis model]. *Revista Brasileira de Contabilidade Brazilian Journal of Accounting*, 209, 32–43.
- Souza, L. de M., & Melo, E. F. L. de. (2024). Actuarial learning e GLM: comparação de ajustes para seguros residenciais [Actuarial learning and GLM: Comparison of fitting methods for home insurance]. *Revista Brasileira de Risco e Seguro [Brazilian Journal of Risk and Insurance]*, 18(31), 3–32.

- Superior Tribunal de Justiça [Brazilian Superior Court of Justice]. (2019). *Instrução Normativa STJ/GDG n. 23 de 21 de novembro de 2019* [Internal Regulation STJ/GDG No. 23, November 21, 2019]. <https://bdjur.stj.jus.br/server/api/core/bitstreams/23aae647-1439-4677-a3fc-1570e4adcc55/content>
- Superior Tribunal de Justiça [Brazilian Superior Court of Justice]. (2022). *Instrução Normativa STJ/GDG n. 30 de 9 de dezembro de 2022* [Internal Regulation STJ/GDG No. 30, December 9, 2022]. <https://bdjur.stj.jus.br/server/api/core/bitstreams/570f4841-1287-4c14-8a9d-e4df54ac71d3/content>
- Tascón Fernández, M. T., & Castaño Gutiérrez, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente [Variables and models for the identification and prediction of business failure: A review of recent empirical research]. *Revista de Contabilidad* [Spanish Accounting Review], 15(1), 7–58. [https://doi.org/10.1016/s1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/s1138-4891(12)70037-7)
- van Helden, J., Adhikari, P., & Kuruppu, C. (2021). Public sector accounting in emerging economies: a review of the papers published in the first decade of Journal of Accounting in Emerging Economies. *Journal of Accounting in Emerging Economies*, 11(5), 776–798. <https://doi.org/10.1108/JAEE-02-2020-0038>
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34–45. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.04.002>
- Zhang, L., & Nielson, N. (2015). Solvency analysis and prediction in property-casualty insurance: incorporating economic and market predictors. *Journal of Risk and Insurance*, 82(1), 97–124. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2013.12012.x>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>
- Superior Tribunal de Justiça [Brazilian Superior Court of Justice]. (2023, dezembro 6). *Painel de informações de compras, licitações e contratos*. <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrljoiNDA5MmI5YmUtNTUyYi00NWZlWE3N2MtNWVlNDlmZDI5OGJhliwidCI6ImRlMjNkNWYwLWNjYWVtNGM4NC04MWQ2LTl4OTJhOGMwNTVhYSJ9>
- Tascón Fernández, M. T., & Castaño Gutiérrez, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: revisión de la investigación empírica reciente [Variables and models for the identification and prediction of business failure: A review of recent empirical research]. *Revista de Contabilidad* [Spanish Accounting Review], 15(1), 7–58. [https://doi.org/10.1016/s1138-4891\(12\)70037-7](https://doi.org/10.1016/s1138-4891(12)70037-7)
- van Helden, J., Adhikari, P., & Kuruppu, C. (2021). Public sector accounting in emerging economies: a review of the papers published in the first decade of Journal of Accounting in Emerging Economies. *Journal of Accounting in Emerging Economies*, 11(5), 776–798. <https://doi.org/10.1108/JAEE-02-2020-0038>
- Wu, Y., Gaunt, C., & Gray, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6(1), 34–45. <https://doi.org/10.1016/j.jcae.2010.04.002>
- Zhang, L., & Nielson, N. (2015). Solvency analysis and prediction in property-casualty insurance: incorporating economic and market predictors. *Journal of Risk and Insurance*, 82(1), 97–124. <https://doi.org/10.1111/j.1539-6975.2013.12012.x>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>

DECLARAÇÃO DE DISPONIBILIDADE DE DADOS

Todo o conjunto de dados que dá suporte aos resultados deste estudo está disponível no link: <https://doi.org/10.5281/zenodo.14567484>