

## **Informações Contábeis como Base para Inovação no Setor Público: Índice de (Des)confiança dos Fornecedores para Antecipar o Risco de Inadimplemento Contratual**

**MORENO SOUTO SANTIAGO**

*Universidade de Brasília*

**BEATRIZ FÁTIMA MORGAN**

*Universidade de Brasília*

**LUDMILA DE MELO SOUZA**

*Universidade de Brasília*

### **Resumo**

Este artigo investiga a aplicação de inovações no setor público brasileiro, com foco na implementação de novas práticas, tecnologias e modelos de gestão para aprimorar a eficiência administrativa. Enfatizando a necessidade de superação das barreiras à inovação, tanto de ordem interna quanto externa, o estudo propõe o desenvolvimento de um modelo estatístico logit, utilizando variáveis contábeis e não contábeis, para antecipar o risco de inadimplemento contratual por fornecedores do setor público. Utilizando uma metodologia correlacional e quantitativa, a pesquisa aborda dados de empresas que participaram de processos licitatórios ou celebraram contratos com o Superior Tribunal de Justiça no período de 2018 a 2023. Através da regressão logística multivariável e testes estatísticos, o estudo analisa a eficácia do modelo em identificar potenciais fornecedores em risco de inadimplemento, destacando a relevância das variáveis analisadas na determinação da probabilidade de penalização. A análise revelou que variáveis como a liquidez corrente, solvência geral, o retorno sobre investimento (ROI), a receita bruta e o histórico de penalidades em outros órgãos influenciam significativamente a probabilidade de uma empresa ser penalizada. Por exemplo, empresas com maior solvência ou ROI tendem a apresentar menor risco de penalização, enquanto aquelas com maior receita bruta ou histórico de penalidades apresentam riscos aumentados. Esses resultados demonstram a eficiência do modelo logit proposto, enfatizando a importância da adoção de tecnologias avançadas e práticas inovadoras na gestão pública. O estudo recomenda a interconexão entre bases de dados estratégicas, como o Sped Contábil e o SICAF, visando melhorar a transparência e a gestão de riscos em contratações públicas. Contribuindo para a literatura sobre inovação no setor público, este trabalho oferece insights para aprimorar as relações entre administração pública e mercado, sublinhando a essencialidade de políticas públicas baseadas em evidências e dados confiáveis para uma administração pública mais eficaz, transparente e responsável.

**Palavras-chave:** Inovação no Setor Público; Previsão de Insolvência; Informações Contábeis.

### **1. INTRODUÇÃO**

A inovação pública, no contexto brasileiro, é a introdução de práticas, processos e soluções distintas que visam otimizar o setor público. Isso se traduz em melhorias na prestação de serviços, eficiência administrativa e promoção da participação cidadã. A inovação pode se manifestar através da integração de tecnologias avançadas, assim como pela adesão a novos modelos de gestão (De Vries, Bekkers, e Tummers, 2016; Mulgan e Albury, 2003; OCDE, 2018; Rogers, 2010). Esforços recentes em reforma administrativa têm priorizado modificações mais sutis e de implementação ágil, contrastando com grandes reformas estratégicas de décadas anteriores (Cavalcante e Camões, 2017; Pollitt e Bouckaert, 2001).

Sano (2020) reforça que inovação, além de ser algo novo para quem a adota, precisa ter utilidade e gerar resultados práticos. De acordo com Cavalcante (2019), inovação é fruto de ideias e ações concretizadas, um processo complexo e influenciado por múltiplos fatores. O autor ainda oferece uma tipologia específica para inovações no setor público, categorizando-as como processos administrativos, tecnológicos, de serviços, conceituais, de governança e de políticas públicas. Em uma linha similar, Melati e Janissek-Muniz (2023) vinculam a inovação à inteligência na gestão pública, enfatizando o uso de tecnologia para apoiar e aprimorar a tomada de decisão, bem como auxiliar no planejamento das atividades públicas com base no estabelecimento de estruturas formais, no envolvimento de servidores e gestores e no engajamento social para a efetiva gestão de dados e informações do ambiente.

No entanto, a inovação não está isenta de barreiras. De Vries, Bekkers e Tummers (2016) analisaram uma gama de artigos, identificando quatro níveis de antecedentes para inovação de processo. Estes níveis são: ambiental, organizacional, inovação e individual/empregado (Brandão e Bruno-Faria, 2017). Hadjimanolis (2003) aborda as barreiras à inovação, classificando-as como externas e internas. Estas barreiras podem ser relacionadas ao mercado, ao governo, à técnica, à sociedade, à estrutura, à estratégia ou ao indivíduo.

Estudos analisados indicam que barreiras externas, particularmente aquelas relacionadas ao governo, são predominantes. As normas licitatórias, por exemplo, muitas vezes não estão em sintonia com as práticas recomendadas de contabilidade, principalmente por causa da impossibilidade de utilização de indicadores de rentabilidade, lucratividade, valores mínimos de faturamento para fins de habilitação econômico-financeira (Azevedo e Ribeiro, 2020; Carvalho, 2023; Michelin, Weise, Medeiros, e Sheffer, 2012; Ribeiro, Miranda, e Azevedo, 2021b).

Além disso, a falta de padronização dos indicadores econômico-financeiros é vista como uma barreira externa relacionada ao mercado, o que pode levar a diferentes interpretações por parte das empresas e gerar insegurança (Conte, Alberton, e Conte, 2016; Rodrigues, Miranda, e Lourenço, 2017). Em relação a barreiras internas, inclui-se a falta de legitimidade das informações contábeis e falta de servidores capacitados na área (Heidrich, 2014; Ribeiro et al., 2021b; Ribeiro, Miranda, e Azevedo, 2021a; de Souza, 2021).

No âmbito da inovação, os modelos estatísticos preditivos podem ser relevantes ao utilizar evidências sobre a situação dos fornecedores, contribuindo para um relacionamento mais saudável entre a administração pública e o mercado, aprimorando os processos de contratação do governo. A junção desses modelos com dados contábeis não apenas pode elevar a eficiência e a transparência, mas também minimizar riscos. Superar obstáculos como a precisão e a confiabilidade dos dados contábeis é essencial para que a inovação seja efetiva. A aplicabilidade desses dados vai além da licitação, estendendo-se ao gerenciamento de riscos contratuais, o que é particularmente relevante em períodos de incerteza.

Portanto, delineado o cenário contextual, este trabalho parte da seguinte questão de pesquisa: como desenvolver um modelo estatístico com a técnica logit e baseado em informações contábeis para prever o inadimplemento contratual de fornecedores do setor público? O objetivo do estudo é desenvolver um índice de des(confiança) para antecipar inadimplemento contratual no setor público. Ao empregar uma abordagem multidisciplinar, integra conhecimentos de contabilidade, estatística, administração, tecnologia e gestão de políticas públicas para superar os desafios existentes e avançar na direção de uma administração pública mais eficiente, transparente e responsável.

No contexto da literatura brasileira, o modelo logit ainda não recebeu a devida atenção, contudo, é notório que ele é amplamente adotado por profissionais do setor. Sua relevância é evidenciada pelo seu uso recorrente em agências de classificação e estudos acadêmicos globais para a quantificação dos riscos de crédito (Bartual Sanfeliu, García García, Giménez Molina, e Romero Civera, 2012; Pereira e Martins, 2015; Soares, Marin, e Santos, 2021).

Considerado esse cenário, este trabalho, inicialmente, delinea o cenário da inovação pública no Brasil, ressaltando a necessidade de superar barreiras tanto internas quanto externas para a implementação efetiva dessas inovações. A partir da fundamentação teórica, o trabalho explora a relevância da informação contábil nas licitações, a importância da inovação nas contratações públicas, o papel dos modelos preditivos e da gestão baseada em evidências na administração pública, culminando na discussão sobre a previsão de insolvência. Este arcabouço teórico estabelece a base para a investigação proposta.

A metodologia adotada, de natureza quantitativa e correlacional, envolve a análise de dados de fornecedores que participaram de licitações ou estabeleceram contratos com o Superior Tribunal de Justiça entre 2018 e 2023, utilizando o modelo de regressão logística para a previsão de inadimplemento contratual. Os resultados, derivados da aplicação de técnicas estatísticas, buscam investigar a eficácia do modelo proposto em identificar o risco de inadimplemento, analisando a influência de variáveis contábeis e não contábeis na probabilidade de penalização por parte do STJ. Este estudo contribui para a literatura existente, oferecendo insights valiosos para a implementação de políticas públicas eficazes e fundamentadas em evidências científicas.

## **2. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

### **2.2 Informação contábil no processo de habilitação em licitações brasileiras**

Diferentemente do particular, o governo brasileiro deve utilizar um procedimento específico para a compra e venda de bens e serviços. Esse rito, a licitação, é previsto em lei e deve garantir que os princípios jurídicos de isonomia, impessoalidade, moralidade e indisponibilidade do interesse público sejam observados nos termos da constituição (Zaffari, 2021).

A constituição brasileira (Brasil, 1988), em seu artigo 37, XXI, expressamente dispôs que o processo de licitação pública “somente permitirá as exigências de qualificação técnica e econômica indispensáveis à garantia do cumprimento das obrigações”. Nesse sentido, o artigo 61 da nova lei geral de licitações (Brasil, 2021) estabelece a habilitação como a fase em que se verifica o conjunto de informações e documentos necessários e suficientes para demonstrar a capacidade do licitante de realizar o objeto da licitação, dividindo-se em: jurídica; técnica; fiscal, social e trabalhista; econômico-financeira.

A qualificação econômico-financeira (QEF) tem por meta exigir do licitante a demonstração de disponibilidade de recursos para garantir, em tese, a execução satisfatória do objeto a ser contratado (Di Pietro, 2021; J. dos S. C. Filho, 2021). Por isso, segundo juristas (M. J. Filho, 2021; Heinen, 2021), ela deve ser apurada em razão das necessidades concretas de cada caso, de maneira que, por exemplo, os requisitos de QEF na licitação de uma obra de grande vulto não seja a mesma quando da prestação de serviços ou fornecimento de bens de pequeno valor.

Segundo Zaffari (2021), o processo de licitação no Brasil, diferenciado das práticas do setor privado, é um procedimento legislativamente estabelecido que visa assegurar a conformidade com princípios de igualdade, imparcialidade, moralidade e a salvaguarda do interesse público, conforme prescrito pela constituição. A legislação brasileira, incluindo a Constituição de 1988 e a Lei Geral de Licitações de 2021 (Brasil, 1988, 2021), detalha esse processo, especificando as exigências para a qualificação técnica e econômica dos licitantes, essenciais para a garantia de cumprimento das obrigações contratuais. A fase de habilitação econômico-financeira, conforme descrito por Di Pietro (2021) e José dos Santos Carvalho Filho (2021), busca verificar a capacidade do licitante de cumprir com o objeto do contrato, demandando uma análise ajustada às especificidades de cada situação, como argumentado por

Filho, Marçal Justen (2021) e Heinen (2021), que apontam a necessidade de adaptar os critérios de qualificação econômico-financeira conforme o valor e a natureza do contrato.

No campo da contabilidade, Assaf Neto (2020) e Iudícibus (2017) discutem a complexidade de interpretar a saúde financeira das empresas a partir de seus demonstrativos contábeis. Eles salientam que, embora haja métodos para a análise, a prática pode ser considerada uma arte devido à ausência de uma abordagem científica ou metodologicamente comprovada para relacionar os índices de forma a alcançar diagnósticos precisos. Isto é, a análise está sujeita à interpretação e pode levar a conclusões parecidas, não exatamente iguais, mesmo entre analistas experientes que utilizam o mesmo conjunto de dados, refletindo a subjetividade inerente ao processo.

Ademais, Iudícibus enfatiza a importância de conhecimentos e de informações para compreender as vantagens e limitações da análise de demonstrações financeiras. Isso pode apontar para uma desconexão entre as práticas contábeis recomendadas e as normas de licitação, o que restringe a aplicabilidade dessa análise no contexto das contratações públicas. Desta forma, conquanto sejam notáveis as vantagens, importa lembrar que as normas licitatórias não estão bem alinhadas ao que a ciência contábil recomenda, o que limita ainda mais seu alcance, questão que será melhor abordada no próximo tópico.

### **2.3 A Inovação e utilização da informação contábil nas contratações públicas**

Dentro do panorama atual, observa-se que algumas tipologias de inovação têm sido adotadas, principalmente no que tange à governança e aos processos administrativos. Gonçalves e Gomes (2020) e Carvalho (2023) exemplificam a introdução de novos métodos de trabalho, organização e interação nas contratações da Universidade do Rio Grande do Norte. Eles reportaram os benefícios advindos de uma unidade contábil especializada para auxiliar profissionais responsáveis por licitações, reduzindo assim os riscos associados a contratações públicas.

Similarmente, Junior et al (2015) propuseram uma inovação na matriz de requisitos econômico-financeiros nas licitações no Poder Judiciário do estado do Pará. Seu foco foi em introduzir indicadores contábeis atualizados para melhorar a segurança e eficiência das contratações públicas. Essas inovações podem ser classificadas como incrementais, pois representam alterações de menor escala, sendo influenciadas tanto por características organizacionais quanto individuais (Brandão e Bruno-Faria, 2017; De Vries et al., 2016; Mulgan e Albury, 2003; Sano, 2020; Tidd e Bessant, 2015).

Outro apontamento das pesquisas é fato de o próprio governo não observar as regras de apresentação das demonstrações financeiras, gerando a aceitação de dados contábeis com informações inconsistentes e sem obediência às normas primárias da contabilidade. Além disso, é registrado que a manutenção dessa prática por parte do governo pode incentivar o comportamento de fornecedores de menor porte que dão pouca atenção a assertividade da escrituração contábil correta (Conte et al., 2016; Lester, Alonso Borba, e Dal-Ri Murcia, 2013; Ribeiro et al., 2021b; Rodrigues et al., 2017; S. P. de Souza, 2021).

Por outro lado, estudos apontam que índices setoriais padronizados podem não ser uma boa alternativa em razão da heterogeneidade dos licitantes em relação ao porte e ramo principal (Michelin et al., 2012). A falta de um mecanismo de verificação dos compromissos assumidos com a iniciativa privada ou pública e pouca atenção na formação acadêmica dos alunos de Ciências Contábeis em assuntos voltados para licitações públicas também foram relatadas em algumas publicações (Ribeiro et al., 2021b; Schenckel, Schiefelbein, e Costa, 2017).

As barreiras internas relacionadas às pessoas abordam a falta de profissionais contadores legalmente habilitados para apoiar o setor de licitações (Ribeiro et al., 2021b, 2021a). Isso resulta na preparação de editais por profissionais leigos e com análises sem

robustez técnica durante as licitações (Heidrich, 2014). Outro efeito apontado é a falta de manifestação técnica de profissional quando do estudo de viabilidade de prorrogação dos contratos (S. P. de Souza, 2021).

Em relação à estrutura, observou-se relatos de que os órgãos públicos não possuem estrutura adequada para acomodar os processos de avaliação econômica, comprometendo a lisura e a segurança dos contratos (Conte et al., 2016). Além disso, foram identificadas barreiras internas relacionadas a falta de mecanismos para validar as informações contábeis (Cunha, de Lima Regio, da Silva Torres, Lima, e Carmo, 2013; Ribeiro et al., 2021a)

Problemas de legitimidade identificadas na literatura podem ser associadas a barreira interna relacionada a estratégia, fazendo com que as informações contábeis para fins de habilitação econômico-financeira sejam utilizadas de forma cerimonial. A manutenção desse cenário pode ser uma dificuldade para que os órgãos e entidades públicas do Brasil desenvolvam capacidades e recursos alinhados na busca de informações externas (Hadjimanolis, 2003; Ribeiro et al., 2021a).

#### **2.4 Modelos preditivos e gestão baseada em evidências na administração pública: caminhos para a inovação**

A inovação nas contratações públicas brasileiras envolve a inteligência na gestão pública, integração de tecnologias para apoiar e aprimorar a tomada de decisão, auxiliar no planejamento das atividades públicas e envolver servidores e gestores públicos para efetiva gestão de dados e informações do ambiente (De Vries et al., 2016; Mulgan e Albury, 2003; OCDE, 2018; Rogers, 2010).

Esta abordagem é crucial para otimizar o uso da informação contábil, promovendo eficiência administrativa e melhor gestão de recursos (Melati e Janissek-Muniz, 2023). Tecnologias como sistemas de *Business Intelligence*, softwares analíticos e linguagens estatísticas são fundamentais para organizar e estruturar grandes volumes de dados, proporcionando uma base sólida para o desenvolvimento e implementação de modelos preditivos eficazes. Essas ferramentas tecnológicas permitem a análise aprofundada de padrões e tendências, essenciais na previsão de insolvência e na tomada de decisões (Abai et al., 2019; Coser, 2020; Herschel e Jones, 2005; Holbach, 2016; Mascarenhas, 2021; Rikhardsson e Yigitbasioglu, 2018; Sharda, Delen, e Turban, 2019).

Além disso, a gestão baseada em evidências surge como um paradigma inovador na administração pública. Esta perspectiva, fundamentada na utilização de dados e informações confiáveis, fomenta decisões transparentes e estratégicas (Bevilacqua, Paixão, Lima, e Silva, 2021; Rousseau, 2006; Silveira, Freitas, e Marcolin, 2016). A necessidade de políticas públicas pautadas em evidências científicas é também são destacadas por Chirico e Silva (2023), Argyrous (2012) e Newman, Cherney, e Head (2017), que salientam a importância da comunicação clara e aberta na formulação de políticas efetivas, a importância da responsabilidade no uso de evidências em todas as fases de desenvolvimento de políticas públicas e o desafio dos órgãos públicos em assimilar variadas formas de evidência, enfrentando limitações tanto individuais quanto organizacionais.

#### **2.5 Previsão de Insolvência**

Modelos de previsão de insolvência visam prever o sucesso ou fracasso de empresas, antecipando dificuldades financeiras. Eles são essenciais para avaliar desempenho e risco, indicando possíveis crises antes de ocorrerem. Utilizando indicadores econômico-financeiros passados, esses modelos podem antever a insolvência de uma empresa (Iudícibus, 2023; A. A. Neto, 2020)

Desde o trabalho seminal de Beaver (1966), uma rica literatura sobre previsão de falências se desenvolveu, permeando o mundo comercial e inspirando o desenvolvimento de diversos modelos preditivos de insolvência comercial (Gissel, Giacomino, e Akers, 2007). A maioria destes modelos emprega uma variável dependente dicotômica, associando "1" a empresas que faliram e "0" às que permanecem solventes. Frequentemente, as variáveis independentes envolvem índices contábeis derivados de demonstrações financeiras, abrangendo métricas de rentabilidade, liquidez e alavancagem, enquanto alguns estudos integram variáveis orientadas pelo mercado, como volatilidade dos retornos de ações e retornos excessivos históricos.

Wu, Gaunt, e Gray (2010) destacam que diversos modelos-chave foram introduzidos na literatura de previsão de falências por renomados autores. 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; finalmente, Hillegeist et al. (2004) introduziram o Modelo BSM-Prob, que é fundamentado tanto em variáveis contábeis quanto de mercado.

Devido a diversidade de abordagens, a literatura evoluiu no sentido de organizar a previsão de insolvência, classificando elas dois grandes grupos: formal e informal. Nos procedimentos informais, as decisões de crédito são feitas com base na intuição e experiência pessoal, usando listas de verificação e diretrizes disponíveis. Por outro lado, métodos formais seguem regras procedimentais explícitas (Bemmann, 2005, 2007; Oniga, 2016).

Segundo Bemmann (2007) e Oniga (2016), no campo das pesquisas formais estão os métodos estatísticos empíricos. Nesta divisão, alguns autores discorrem que os métodos de estimativa em previsão de falência são classificados em métodos paramétricos e não-paramétricos (Almaskati, Bird, Yeung, e Lu, 2021; Bemmann, 2007; Min e Jeong, 2009; Oniga, 2016). Os métodos paramétricos incluem análise discriminante (E. I. Altman, 1968), regressão logística (Ohlson, 1980) e análise de risco (Shumway, 2001), enquanto os não-paramétricos abrangem análise de envoltória de dados (Premachandra, Bhabra, e Sueyoshi, 2009), redes neurais (Desai, Crook, e Overstreet, 1996) e árvores de classificação e regressão (Li, Sun, e Wu, 2010).

Inicialmente, os métodos paramétricos foram mais adotados devido à menor demanda de poder computacional e maior compreensibilidade em comparação com os métodos não-paramétricos, porque estes últimos são considerados tecnologias caixa-preta (Olson, Delen, e Meng, 2012). No entanto, avanços computacionais recentes e melhor visualização de alguns métodos não-paramétricos intensificaram sua utilização em previsão de falência. Ainda assim, não há consenso sobre a superioridade de um método em relação ao outro (Almaskati et al., 2021; Kumar, 2007; Min e Jeong, 2009; Olson et al., 2012), possivelmente devido à análise limitada de métodos e métricas em estudos anteriores, comprometendo a confiabilidade e aplicabilidade de suas conclusões (Mousavi, Ouenniche e Xu, 2015).

No contexto brasileiro, (Soares et al., 2021) realizaram um estudo bibliométrico sobre as características das pesquisas brasileiras com aplicação de modelos de previsão de insolvência. Segundo os autores, diversos modelos de previsão de insolvência são frequentemente referenciados, incluindo os de Elisabetsky (1976), Matias-Pereira (2010), Kanitz (1978), E. J. Altman, Baidya e Dias (1979), Silva (1982) e Sanvicente e Minardi (1998). Tais modelos se baseiam em indicadores econômico-financeiros provenientes das demonstrações contábeis, com ênfase em indicadores de liquidez, rentabilidade e endividamento, utilizando predominantemente a metodologia paramétrica de análise discriminatória. Por fim, Sobreira, do Nascimento, da Silva Reis e de Sousa (2014) realizaram

interessante estudo que utilizou análise discriminante para testar a hipótese de qualificar ou não empresas que executaram contratos junto a órgão público brasileiro.

No cenário acadêmico dos Estados Unidos, a investigação sobre modelos de regressão logística foca em entidades financeiras, com Zhang e Nielson (2015) enriquecendo a discussão sobre insolvência ao considerar fatores macroeconômicos e regionais, evidenciando menores riscos para certas seguradoras. Trabelsi, He, He e Kusy (2015) realçam a precisão de limiares empíricos em previsões de falência. Lee e Urrutia (1996) comparam modelos logit e de risco, destacando sua influência na solvência de seguradoras. Wu et al. (2010) testaram a eficácia temporal de modelos de falência, enquanto Shumway (2001) defendeu a superioridade dos modelos logísticos de risco, sugerindo a combinação de indicadores financeiros e de mercado.

Na Europa Oriental, Dinca, Baba, Dinca, Dauti e Deari (2017) avaliaram a insolvência pós-crise em empresas romenas, enquanto Anghelache, Marinescu e Mirea (2017) focaram em indicadores de insolvência e risco bancário. Oniga (2016) explorou a eficácia de modelos tradicionais em seguradoras romenas. Na Polônia, Staszkiwicz e Witkowski (2018) analisaram variáveis de insolvência e Charalambous, Charitou e Kaourou (2021) confeccionaram um modelo para o setor de construção. No sul, Bartual Sanfeliu et al. (2012), Pindado e Rodrigues (2004) na Espanha e Portugal, e Cantoni (2012) e Pierrri e Caroni (2017) na Itália investigaram o uso de logit e outras técnicas. No norte, Giordani, Jacobson, Von Schedvin e Villani (2014) aprimoraram a previsibilidade de insolvência na Suécia, enquanto Tseng e Lin (2005) no Reino Unido Kukuk e Rönnberg (2013) na Alemanha diversificaram as abordagens modelísticas, evidenciando a aplicação global e multifacetada dos modelos logísticos no diagnóstico empresarial.

Em mercados emergentes, Arroyave (2018) comparou diferentes modelos a partir de amostra de dados financeiros e econômicos de empresas colombianas, destacando o desempenho superior do logit. Cristina, Rendón e Boada (2019) também abordaram o uso e as vantagens do modelo logit para avaliar os níveis de risco de inadimplência de empresas do setor de serviços venezuelanas, enquanto Ahmadi, Soleimani, Vaghfi e Salimi (2012) também utilizaram a regressão logística para prever a falência de empresas iranianas entre os anos de 2005 a 2007.

No Brasil Prado, Carvalho, Benedicto e Lima (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. Paralelamente, Machado e Gartner (2018) investigaram fraudes corporativas em instituições bancárias brasileiras com base na hipótese de Cressey, empregando modelos logit multinomiais com resultados promissores. Além disso, uma revisão sistemática conduzida por Fuhr, Lima e Donizetti (2020) evidenciou a predominância da regressão logística e da análise discriminante em pontuações de crédito, ressaltando também o crescente interesse em técnicas computacionais avançadas.

### 3. PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Este estudo, baseado em uma metodologia correlacional e quantitativa conforme Creswell e Creswell (2021), Sampieri, Collado, e Lúcio (2013) e Zanella (2009), investiga empresas envolvidas em licitações ou contratos com o Superior Tribunal de Justiça. Emprega dados secundários - incluindo contratos, leis, relatórios, normativos do STJ, dados fiscais públicos, e demonstrativos contábeis dos fornecedores, conforme Severino (2018) - coletados através de APIs. Visando aplicações práticas, segue Marconi e Lakatos (2021), utilizando métodos de pesquisa documental, bibliográfica e estudo de caso. A análise é transversal,

abrangendo o período de 2018 a 2023, focando na comparação entre empresas penalizadas e não penalizadas pelo STJ.

### **3.1. População e Amostra**

#### **3.1.1 Características Gerais**

Este estudo adota uma abordagem dual na seleção de amostras. A primeira é composta por empresas classificadas como “não confiáveis”, identificadas com base em sanções aplicadas pelo Superior Tribunal de Justiça (STJ) no período em análise. Considera-se que até sanções leves (como uma advertência) podem ser sintomáticas de falhas de desempenho, dado que exigem intervenção do aparato estatal para resolução de problemas contratuais. Excluem-se deste grupo empresas penalizadas unicamente com multas menores (até R\$1.000) por atrasos, pois estas, na maioria dos casos, não requerem procedimentos administrativos específicos para sua aplicação.

A segunda amostra engloba empresas “confiáveis”, ou seja, aquelas que não sofreram sanções pelo STJ no período estudado. A consolidação desses dados foi realizada através das demonstrações contábeis (balanço patrimonial e demonstração do resultado do exercício), disponibilizadas para análise econômico-financeira nas contratações do STJ.

#### **3.1.2. População**

Conforme dados disponibilizados no Painel de BI de Licitações, Compras e Contratos disponível no Portal da Transparência do Superior Tribunal de Justiça (2023b), o tribunal celebrou contratos que somam o valor aproximado de 800 milhões de reais com um universo de 374 fornecedores. É importante destacar que esses números são referentes aos contratos cuja vigência já alcançou seu término ou ainda estavam vigentes no período de coleta (até novembro de 2023). Durante este mesmo intervalo temporal, o STJ aplicou 339 penalidades a um total de 167 fornecedores, o que corresponde a cerca de 45% do total de fornecedores envolvidos.

#### **3.1.3. Amostra**

A amostra selecionada para o presente estudo consiste em Balanço Patrimonial (BP) e Demonstração do Resultado do Exercício (DRE) de 283 fornecedores cadastrados em um sistema específico elaborado pelo pesquisador. Os contratos celebrados pelos fornecedores da amostra somavam 761 milhões de reais, correspondendo a 95% do valor total contratado pelo STJ durante o período de estudo. Esta proporção destaca a relevância da amostra sob a perspectiva da materialidade do valor contratado.

A amostra inclui dados financeiros que vão dos exercícios fiscais de 2018 até 2022, embora não sejam consecutivos. No total, foram 731 demonstrativos financeiros validados e cadastrados por servidores efetivos com formação em Ciências Contábeis.

Dentro da amostra geral, identificou-se um subconjunto de 64 fornecedores que receberam penalidades, o que representa aproximadamente 22% da amostra total. Este subconjunto conta com 256 demonstrativos financeiros cadastrados, equivalendo a 35% do total de demonstrativos validados na amostra.

### **3.2. Variáveis utilizadas**

Neste capítulo, apresentamos um resumo das variáveis utilizadas na pesquisa. Elas abrangem indicadores financeiros, estrutura de capital, ativos e passivos, desempenho operacional, demografia econômica e histórico de penalidades.

**Tabela 1** - Variáveis utilizadas para estudar a influência de um fornecedor ser sancionado pelo STJ

Variável	Cálculo	Referências
Porte	Variável qualitativa <ul style="list-style-type: none"> <li>• Empresas de grande porte possuem receita bruta acima de R\$ 300.000.000,00 ou ativos superiores a R\$ 240.000.000,00 no ano anterior.</li> <li>• Empresas de médio porte têm receita bruta entre R\$ 78.000.000,00 e R\$ 300.000.000,00.</li> <li>• Pequenas empresas apresentam receita entre R\$ 4.800.000,00 e R\$ 78.000.000,00.</li> <li>• Microentidades possuem receita bruta de até R\$ 4.800.000,00 no ano anterior.</li> </ul>	Brasil (2022)
NaturezaJurídica (várias cat.)	Variável qualitativa.	(Negrão, 2021; Receita Federal do Brasil, 2023; Venosa e Rodrigues, 2023)
Qtdepenalidadesoutrosorgaos	Contagem das penalidades aplicadas por outros órgãos públicos que foram registradas no Sistema de Cadastramento Unificado de Fornecedores do Poder Executivo Federal (SICAF)	
CNAE	Variável qualitativa.	(Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, 2023; Manoel, Matos, e Nasu, 2023)
DiversificacaooQteCNAEsSecun	Contagem dos CNAEs secundários da empresa registrados na Receita Federal do Brasil	(Wu et al., 2010; Zhang e Nielson, 2015)
IdadeTotaldeAnos	Data atual – Data de abertura da empresa no cadastro da Receita Federal do Brasil	(Camska, Klecka, e Scholleova, 2021; Liu, Zhang, Gao, e Chen, 2022)
log_ValorContrato	Logarítimo da soma do valor das contratações celebradas junto ao STJ pelo fornecedor	
LiquidezGeral	$(\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável a Longo Prazo}) \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$ .	(Iudícibus, 2017; Kanitz, 1978; Marion, 2019; Matias, 1976; A. N. Neto, 2020; Prado et al., 2019; Soares et al., 2021)
LiquidezCorrente	$\text{Ativo Circulante} \div \text{Passivo Circulante}$	(Iudícibus, 2017; Kanitz, 1978; Marion, 2019; Matias, 1976; A. N. Neto, 2020; Prado et al., 2019; Soares et al., 2021)
LiquidezCorrenteAjustado	$(\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}) \div \text{Ativo Total}$	(E. I. Altman, 1968; E. J. Altman et al., 1979; Prado et al., 2019; Soares et al., 2021)
SolvênciaGeral	$(\text{Ativo Circulante} + \text{Ativo Não Circulante}) \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	(Prado et al., 2019; A. F. de Souza, Faria, Ariede, e Youshitake, 2015)
EndividamentoGeral	$(\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) \div \text{Patrimônio Líquido}$	(Marion, 2019; Martins, Diniz, e Miranda, 2020)
ComposicaoEndividamento	$\text{Passivo Circulante} \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	(Marion, 2019; Martins et al., 2020; Prado et al., 2019)
IndependenciaFinanceira	$\text{Patrimônio Líquido} \div (\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante})$	(E. J. Altman et al., 1979)
PartCapTer	$(\text{Passivo Circulante} + \text{Passivo Não Circulante}) \div \text{Patrimônio Líquido}$	(Iudícibus, 2017; Kanitz, 1978; Martins et al., 2020)
ImobilizacaoRecursosNaoCor	$(\text{Imobilizado} + \text{Intangível}) \div (\text{Patrimônio Líquido} + \text{Passivo Não Circulante})$	(Marion, 2019)

**Tabela 1** - Variáveis utilizadas para estudar a influência de um fornecedor ser sancionado pelo STJ

Variável	Cálculo	Referências
Imobilizacão do PL	$(\text{Imobilizado} + \text{Intangível}) \div \text{Patrimônio Líquido}$	(Marion, 2019; Martins et al., 2020)
Margem Líquida	$\text{Lucro Líquido} \div \text{Receita Bruta}$	(Elisabetsky, 1976; Martins et al., 2020; Prado et al., 2019)
Margem Operacional	$\text{Lucro Bruto} \div \text{Receita Bruta}$	(Martins et al., 2020; Prado et al., 2019; Silva, 1982)
ROE	$\text{Lucro Líquido} \div \text{Patrimônio Líquido}$	(Kanitz, 1978; Marion, 2019; Martins et al., 2020; Prado et al., 2019)
ROI	$\text{Lucro Líquido} \div \text{Ativo Total}$	(E. J. Altman et al., 1979; Marion, 2019; Martins et al., 2020; Prado et al., 2019)
Giro do Ativo	$\text{Receita Bruta} \div \text{Ativo Total}$	(E. J. Altman et al., 1979; Marion, 2019; Martins et al., 2020; Prado et al., 2019)

Fonte: Elaboração própria.

### 3.3. Coleta e tratamento dos dados

No desenvolvimento do estudo foi empregado um aplicativo de cadastro criado na plataforma *Microsoft Power Apps*® com o objetivo de estabelecer um sistema online para o registro de dados, contando com controle de acesso e destacada usabilidade. Este sistema foi desenhado para compilar um repositório de informações contábeis relativas aos fornecedores que passaram por uma análise dos seus indicadores contábeis para qualificação em processos de contratação junto ao órgão em foco, conforme regras de QEF definidas no âmbito do Superior Tribunal de Justiça (Superior Tribunal de Justiça, 2022).

A estruturação dos critérios para a avaliação econômico-financeira dos fornecedores, conforme descrita pelo tribunal segue uma padronização baseada na complexidade e no valor estimado da contratação, delineando diferentes níveis de relevância orçamentária que variam desde contratações de valor anual estimado de até R\$ 250.000,00 até aquelas que excedem R\$ 5.000.000,00, além de considerar especificidades para contratações de serviços continuados com predominância de mão de obra.

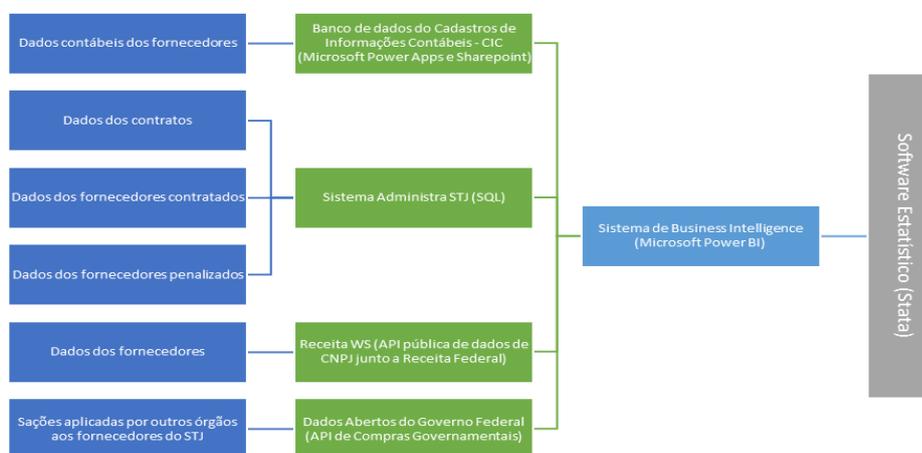
Para a geração do relatório contendo os indicadores financeiros exigidos pelo normativo interno, faz-se necessário o registro, através do aplicativo criado, de diversas contas analíticas que compõem o balanço patrimonial e a demonstração de resultado do exercício, além da anexação de demonstrativos financeiros e a avaliação do cumprimento de certas formalidades básicas. Essa tarefa foi executada por servidores do tribunal com formação em Ciências Contábeis.

Adicionalmente, informações sobre sanções aplicadas foram coletadas dos bancos de dados SQL por meio do software *Sistema Administra*, que gerencia dados logísticos do STJ. As sanções, decorrentes do descumprimento de normas estabelecidas em editais de licitação ou contratos formalizados, seguem também normativos internos que estipulam as penalidades administrativas aplicáveis, as quais incluem advertência, multas, impedimento de licitar e contratar com a União por até três anos, e declaração de inidoneidade para licitar ou contratar com a administração pública por um período que pode variar de três a seis anos (Superior Tribunal de Justiça, 2019, 2023a).

Informações adicionais sobre as contratações, como valores contratuais, aditivos, prazos de vigência e fornecedores responsáveis foram igualmente obtidas e processadas, permitindo a análise e correlação de dados de diferentes fontes através do *Microsoft Power BI*®. Este

procedimento foi essencial para a realização do estudo, possibilitando um tratamento eficaz e o relacionamento entre as diversas tabelas de dados.

Para incrementar os dados contábeis e contratuais, foram coletadas informações junto à API's de dados públicos mantidos pelo Poder Executivo Federal com objetivo de incrementar o conjunto de variáveis a serem testadas na análise de dados.



**Figura 2.** Estrutura simplificada do fluxo de coleta e tratamento de dados.

**Fonte:** Elaborado pelo autor.

### 3.4. Análise dos dados: Modelo Logit

#### 3.4.1. Regressão Logística Multivariável

Segundo Fávero e Belfiore (2017), o modelo logit (ou modelo logístico) é um método estatístico de regressão utilizado para analisar a relação entre uma variável dependente binária (geralmente representada como 0 ou 1) e uma ou mais variáveis independentes, que podem ser tanto categóricas quanto contínuas. É comumente utilizado em casos em que se deseja prever a ocorrência de um evento particular (como sucesso/falha, sim/não, verdadeiro/falso, etc).

A equação básica para o modelo logit, que estima a probabilidade  $p$  de um evento ocorrer é:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k$$

Nessa equação, o termo  $\ln\left(\frac{p}{1-p}\right)$  é o logit da probabilidade  $p$ . O lado direito da equação é uma combinação linear das variáveis independentes  $x_1, x_2, \dots, x_k$ , cada uma multiplicada por um coeficiente  $\beta$ . Resolvendo a equação para  $p$ , o modelo estima a probabilidade de um evento ocorrer, sendo expresso pela equação:

$$p = \left( \frac{e^{\beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k}} \right)$$

A equação acima nos mostra como o modelo estima a probabilidade  $p$  de ocorrência de um evento com base nas variáveis independentes  $x_1, x_2, \dots, x_k$ .

## 4. DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

### 4.1. Modelo inicial: somente com variáveis contábeis

O modelo contábil de regressão logística, inicialmente configurado com cerca de 700 observações, foi refinado para 582 observações após aplicação de critérios de exclusão para lidar com problemas de multicolinearidade. Este modelo, focado exclusivamente em variáveis contábeis, compreendeu 26 variáveis distintas após a conversão de variáveis qualitativas em *dummies*. Entre elas estão *Qtdepenalidadeoutrosorgaos*, *LiquidezCorrente*, e *LiquidezGeral*, enquanto outras como *IndependenciaFinanceira*, *ParticipacaodeCapitaldeTerce*, *AtivoTotal* e *PatrimonioLiquido* foram excluídas devido à alta correlação com outras variáveis. A melhoria progressiva no *log likelihood*, de -378,21779 para -319,43734 ao longo das iterações indicou um ajuste crescente do modelo aos dados. No entanto, o Pseudo R<sup>2</sup> de 0,1554 refletiu um ajuste apenas moderado. Variáveis significativas, como *Qtdepenalidadeoutrosorgaos*, *ComposicaoEndividamento*, *ImobilizacaodoPL*, *MargemLiquida*, e *ROE*, demonstraram uma relação mais intensa com a variável dependente *FoipenalizadopeloSTJ*, evidenciando a relevância e o impacto desses fatores contábeis.

A avaliação de ajuste e a capacidade de predição do modelo também forneceram insights para análise do modelo. O teste de Hosmer-Lemeshow, com um p-valor de 0,2397, indicou um bom ajuste. No entanto, a análise das métricas de classificação e precisão revela que, embora a especificidade do modelo tenha sido alta em 93,35%, indicando uma eficiência notável na identificação de empresas não penalizadas, a sensibilidade foi relativamente baixa em 30,58%. Esta última métrica sugere que o modelo tem uma capacidade limitada de identificar corretamente as empresas penalizadas. Adicionalmente, os valores preditivos positivo e negativo, respectivamente 71,59% e 71,05%, junto com uma taxa de classificação correta de 71,13%, apontam para uma precisão moderada. A área sob a curva ROC de 0,7490 reflete uma capacidade razoável do modelo em diferenciar entre as classes. Esses resultados indicam que, apesar de um ajuste satisfatório e uma capacidade de previsão moderada, haveria margem para aprimoramento, principalmente no aumento da sensibilidade, o que pode ser alcançado por meio da inclusão ou transformação de variáveis.

Ao comparar este modelo contábil completo com um modelo contábil reduzido, desenvolvido através do método *stepwise*, observou-se diferenças significativas em termos de eficácia e precisão. O modelo reduzido, incluindo apenas três variáveis significativas (*Qtdepenalidadeoutrosorgaos*, *ROE* e *ImobilizacaodoPL*), apresentou um Pseudo R<sup>2</sup> de 0,0534 e uma área sob a curva ROC de 0,6696, sugerindo um ajuste mais fraco aos dados e uma habilidade moderada em distinguir entre empresas penalizadas e não penalizadas. Em termos de classificação, o modelo reduzido teve uma sensibilidade de 15,05% e uma especificidade de 96,81%, com uma taxa de classificação correta de 67,87%. Isso indicou que, embora seja eficiente em identificar empresas não penalizadas, o modelo inicial reduzido possuiu uma capacidade limitada de detectar as penalizadas.

Em contraste, o modelo contábil completo, com um Pseudo R<sup>2</sup> de 0,1554 e uma área sob a curva ROC de 0,7490, demonstrou um melhor ajuste geral e uma habilidade superior em distinguir entre as duas categorias de empresas. Com uma sensibilidade de 30,58% e uma especificidade de 93,35%, juntamente com uma taxa de classificação correta de 71,13%, o modelo completo revelou ser mais eficaz na identificação de empresas penalizadas. Baseando-se no teste de razão de verossimilhança (*likelihood-ratio test*), com um LR  $\chi^2(19) = 77,16$  e um p-valor significativamente menor que 0, conclui-se que o modelo completo foi estatisticamente superior ao modelo reduzido. Portanto, apesar da simplicidade do modelo reduzido, o modelo contábil completo performou de forma superior, oferecendo um ajuste mais robusto e maior capacidade de classificação.

#### 4.2. Modelo completo

O modelo completo de regressão logística, que incluiu tanto variáveis contábeis quanto não contábeis, apresentou um desempenho notavelmente aprimorado em comparação com os modelos anteriores, que eram limitados apenas a variáveis contábeis. Esta versão do modelo foi aplicada a um conjunto de 310 observações e incluiu 50 variáveis diferentes (incluindo as *dummies* referentes a variáveis qualitativas). O *log likelihood* melhorou significativamente para -93,642036, e o Pseudo R<sup>2</sup> alcançou 0,5594, indicando um ajuste muito melhor aos dados do que os modelos anteriores.

A inclusão de variáveis não contábeis, como o *log\_ValorContrato* e várias categorias de CNAE (Classificação Nacional de Atividades Econômicas), ofereceu uma compreensão mais ampla dos fatores que influenciam a penalização de empresas pelo STJ. Esse procedimento permitiu capturar nuances e tendências que não seriam visíveis apenas por meio de variáveis contábeis. Por exemplo, a variável *IdadeTotaldeAnos* mostrou ser significativa, sugerindo que a idade do fornecedor pode ter uma relação com a probabilidade de ser penalizada. Da mesma forma, *Porte\_1* (empresa de médio porte) e *Porte\_2* (empresa de grande porte) foram significativos, indicando que o porte da empresa também influencia essa probabilidade.

#### 4.2.1 Desempenho e Desafios Potenciais do Modelo Completo

O modelo completo, incluindo todas as variáveis, mostrou-se superior, com sensibilidade de 81,62% e especificidade de 87,93%, destacando a relevância das variáveis não contábeis na eficácia preditiva. A área sob a curva ROC foi de 0,9387, evidenciando a capacidade de distinguir entre empresas sancionadas e não. O teste de Hosmer-Lemeshow confirmou o bom ajuste do modelo, com p-valor de 0,9481. Apesar da complexidade e possíveis preocupações de sobreajuste, a precisão na identificação de riscos justifica o uso do modelo na gestão pública, ressaltando a análise detalhada para mitigação de riscos. A inclusão de variáveis não contábeis aprimorou as previsões, mas a atenção às limitações e qualidade dos dados é crucial, tema a ser explorado no próximo capítulo.

#### 4.3. Modelo Final (seleção de variáveis contábeis e não contábeis por Step Wise)

Prosseguindo com a análise dos modelos anteriores, foi avaliado o desempenho de um modelo de regressão logística reduzido, elaborado através do método Step Wise de seleção de variáveis. Este método, aplicando o teste Wald ao nível de 5% (Modelo Reduzido Wald 5%), permitiu a confecção de um modelo mais enxuto, composto por 18 variáveis (incluindo *dummies*) e testado em um conjunto de 310 observações. O modelo resultante exibiu um teste de razão de verossimilhança de 196,72 e um Pseudo R<sup>2</sup> de 0,4628, indicando um ajuste considerável aos dados. Com um *log likelihood* de -114,17832, o modelo reduzido demonstra uma melhoria em relação ao modelo que inclui apenas variáveis contábeis, apesar de não alcançar o nível de ajuste do modelo completo que incorpora variáveis não contábeis.

A eficiência deste modelo reduzido é notável, evidenciada pela combinação equilibrada de sensibilidade (74,26%) e especificidade (87,36%). Esta combinação reflete uma capacidade eficiente de identificar corretamente tanto empresas penalizadas quanto não penalizadas pelo STJ. A área sob a curva ROC, marcando 0,9015, ainda que ligeiramente inferior à do modelo completo, destaca uma excelente habilidade de discriminação entre as categorias de resposta.

Ao comparar este modelo reduzido com o modelo completo, que mistura variáveis contábeis e não contábeis, um teste de razão de verossimilhança (*likelihood-ratio test*) revelou um LR  $\chi^2(32)$  de 41,07 com um p-valor de 0,1306. Isso sugere que o modelo reduzido, apesar de sua simplicidade e menor número de variáveis, mantém um desempenho comparável ao modelo mais complexo. Esta característica é essencial, pois ilustra como uma estrutura mais

simplificada pode fornecer *insights* valiosos sem a necessidade de uma grande quantidade de variáveis.

Por fim, considerando a premissa de obter o melhor modelo em assertividade, em um meio termo entre a complexidade do modelo completo e a simplicidade do modelo reduzido utilizando a remoção de variáveis ao nível de 5%, foi testado um modelo final considerando o nível de 90% de confiança. Essa abordagem oferece uma oportunidade de encontrar um equilíbrio entre a precisão do modelo e sua complexidade, levando em consideração as necessidades específicas da análise.

Os resultados da análise indicaram que ambos os modelos são estatisticamente significantes, conforme evidenciado pelo teste de razão de verossimilhança (lr test) com valor *p* abaixo do nível de significância de 0,05. Isso implica que ambos os modelos são capazes de explicar a variação na variável "FoipenalizadopeloSTJ".

No entanto, ao comparar os dois modelos, observou-se que o "Modelo Reduzido Wald 10%" possui um Pseudo R<sup>2</sup> ligeiramente superior em relação ao "Modelo Reduzido Wald 5%", indicando que ele é capaz de explicar uma porcentagem um pouco maior da variação na variável dependente. Além disso, ambas as versões dos modelos apresentam áreas sob a curva ROC (AUC) extremamente altas, sugerindo uma excelente capacidade de discriminação entre as classes da variável dependente.

Portanto, com base nos critérios de avaliação utilizados, pode-se concluir que o "Modelo Reduzido Wald 10%" apresentou um desempenho ligeiramente superior em relação ao "Modelo Reduzido Wald 5%". Ele oferece um equilíbrio entre precisão e simplicidade, constituindo uma ferramenta valiosa para análises preditivas em contextos em que a clareza interpretativa e a eficiência computacional são primordiais.

#### 4.4 Impactos das variáveis na probabilidade de penalização pelo STJ

A análise dos resultados da regressão logística oferece uma compreensão sobre os determinantes da penalização por parte do STJ. Esta análise, detalhada na Tabela 2, revela a interação de diversas variáveis financeiras e operacionais com a probabilidade de uma empresa ser penalizada.

**Tabela 2** - Resumos dos resultados da regressão logística do modelo final

FoipenalizadopeloSTJ	Coefficient	Std. err.	z	P>z	[95% conf. interval]	
SolvênciaGeral	-0.7844079	0.341964	-2.29	0.022	-	1.454.645 -1.141707
ROI	-1.69688	0.8072406	-2.10	0.036	-	3.279.042 -1.147172
ReceitaBruta	3.25e-08	9.16e-09	3.55	0.000	1.45e-08	5.04e-08
Qtdepenalidadeoutrosorgaos	0.1406772	0.037441	3.76	0.000	.0672941	.2140602
Porte_2 (Empresa de Médio Porte)	-4.286132	1.106837	-3.87	0.000	-	6.455.494 -2.116.771
Porte_1 (Empresa de Grande Porte)	-8.802158	2.860773	-3.08	0.002	-	1.440.917 -3.195.146
PassivoNãoCirculante	1.57e-07	3.92e-08	4.00	0.000	8.01e-08	2.34e-07
PassivoCirculante	9.20e-08	2.48e-08	3.72	0.000	4.35e-08	1.41e-07
NaturezaJuridica_3 (Sociedade Anônima Fechada)	-6.306994	1.595448	-3.95	0.000	-	9.434.014 -3.179.974
log_ValorContrato	.2249654	0.0474745	4.74	0.000	.131917	.3180138
LiquidezGeral	1.024971	0.3832351	2.67	0.007	.2738437	1.776.098
LiquidezCorrente	-.2089202	0.0983525	-2.12	0.034	-.4016875	-.016153
Imobilizado	-5.53e-07	1.40e-07	-3.94	0.000	-8.28e-07	-2.78e-07

**Tabela 2** - Resumos dos resultados da regressão logística do modelo final

Foipenalizado pelo STJ	Coefficient	Std. err.	z	P>z	[95% conf. interval]	
Idade Total de Anos	-0.0919564	0.0281006	-3.27	0.001	-0.1470327	-0.0368802
Giro do Ativo	0.4028397	0.2429427	1.66	0.097	-0.0733192	.8789986
Composicao Endividamento	-5.525135	1.304.624	-4.24	0.000	8.082.151	-2.968.119
CNAE_87 (80.11-1-01 - Serviços de Segurança Privada)	-1.653478	0.8336243	-1.98	0.047	3.287.351	-0.0196041
CNAE_80 (77.33-1-00 -)	3.694031	1.302454	2.84	0.005	1.141.268	6.246.794
CNAE_78 (74.90-1-04 - Construção de Edifícios)	4.355663	1.807265	2.41	0.016	.8134893	7.897.838
CNAE_63 (62.01-5-01 - Atividades de Programação de Computadores)	-1.373805	.7234344	-1.90	0.058	-279.171	.0441008
CNAE_32 (46.49-4-08 - Comércio Atacadista de Outros Equipamentos e Artigos de Uso Pessoal e Doméstico)	2.493586	1.282071	1.94	0.052	-.019227	50.064
CNAE_20 (43.22-03-02 - Instalações Hidráulicas, Sistemas de Aquecimento e de Ar-Condicionado)	1.774783	0.792865	2.24	0.025	.2207961	332.877
CNAE_15 (41.20-4-00 - Construção de Edifícios)	-1.160609	0.6852347	-1.69	0.090	2.503.644	.1824262
Ativo Circulante	-8.11e-08	2.30e-08	-3.53	0.000	-1.26e-07	-3.60e-08
_cons	3.191498	1.192828	2.68	0.007	.8535982	5.529.398

Fonte: Elaboração própria.

Primeiramente, observa-se que a solvência geral, com um coeficiente de -0.784, desempenha um papel significativo, sugerindo que empresas com maior solvência são menos propensas a penalizações. Isso pode refletir que empresas financeiramente estáveis tendem a cumprir melhor as condições pactuadas. Por outro lado, o ROI, com um coeficiente de -1,69688, indica que um retorno sobre investimento mais elevado está inversamente relacionado à probabilidade de penalização, o que pode ser interpretado como empresas com melhor desempenho financeiro sendo menos propensas a enfrentar penalidades. Segundo Marion (2019), o ROI ou Taxa de Retorno sobre Investimento (TRI) é uma medida de rentabilidade sob o ponto de vista dos administradores da empresa, ao contrário do ROE que possui a perspectiva dos proprietários. Isso significa inferir que empresas com administradores com foco no investimento interno tendem a preparar melhor seus negócios perante o STJ.

A receita bruta, com um coeficiente de 3.25e-08, sugere que empresas com maior receita estão mais expostas ao risco de penalização. Isso pode ser devido ao fato de empresas maiores estarem sob maior vigilância regulatória. Da mesma forma, a quantidade de penalidades de outros órgãos (Qtde penalidade outros orgaos), com um coeficiente de 0.141, implica que empresas já penalizadas por outros órgãos têm maior probabilidade de serem penalizadas pelo STJ.

Outro achado interessante: o porte da empresa mostra uma relação inversa com a probabilidade de penalização. Empresas de médio porte e de grande porte têm coeficientes negativos (-4.286 e -8.802, respectivamente), sugerindo que empresas maiores têm uma probabilidade menor de enfrentar penalidades, talvez devido a práticas de governança mais robustas e o risco reputacional em que estão submetidas.

Quanto aos passivos, tanto os não circulantes (coeficiente de 1.57e-07) quanto os circulantes (coeficiente de 9.20e-08) mostram que um maior conjunto de obrigações junto à terceiros está associado a um aumento na probabilidade de penalização. Isso pode indicar que

empresas com maiores obrigações financeiras estão associadas a um maior risco de inadimplemento.

A natureza jurídica também influencia a probabilidade de penalização. Empresas categorizadas como Sociedade Anônima Fechada (NaturezaJuridica\_3) têm um coeficiente negativo de -6.307, o que pode sugerir que este tipo de estrutura jurídica oferece alguma proteção contra penalizações, talvez, pelo rigor ao qual a legislação impõe.

No que diz respeito ao valor do contrato (log\_ValorContrato), com um coeficiente positivo de 0.225, observa-se que contratos de maior valor estão associados a um aumento na probabilidade de penalização. Isso pode refletir uma maior visibilidade e, portanto, um maior risco de penalização para contratos de maior valor.

As variáveis de liquidez, Liquidez Geral e Liquidez Corrente, mostram relações opostas. Enquanto a Liquidez Geral, com um coeficiente positivo de 1.025, sugere que uma maior liquidez geral aumenta o risco de penalização, a Liquidez Corrente, com um coeficiente negativo de -0.209, indica que uma melhor liquidez de curto prazo reduz o risco de penalização.

A idade total da empresa (IdadeTotaldeAnos), com um coeficiente negativo de -0.092, sugere que empresas mais estabelecidas e experientes são menos propensas a ser penalizadas. Isso pode ser devido à estabilidade e à conformidade regulatória desenvolvidas ao longo do tempo.

Além disso, o Giro do Ativo (coeficiente de 0.403) e a Composição do Endividamento (coeficiente de -5.525) mostram que um maior giro do ativo está associado a um aumento no risco de penalização, enquanto uma maior proporção de endividamento a longo prazo está associada a uma redução desse risco.

Ao analisar a Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE), verifica-se uma diversidade nos padrões de risco entre diferentes setores. Empresas classificadas sob o CNAE\_80, que corresponde ao código 77.33-1-00 para Aluguel de Máquinas e Equipamentos para Escritório, e aquelas sob o CNAE\_78, com código 74.90-1-04 para Intermediação e Agenciamento de Serviços e Negócios, apresentam um aumento significativo no risco de penalização, com coeficientes de 3.694 e 4.356, respectivamente.

Por outro lado, empresas classificadas sob os códigos CNAE\_87 (80.11-1-01), CNAE\_63 (62.01-5-01) e CNAE\_15 (41.20-4-00), correspondendo a Serviços de Segurança Privada, Atividades de Programação de Computadores e Construção de Edifícios, respectivamente, mostram uma redução no risco, com coeficientes negativos de -1.653, -1.374 e -1.161.

Já as empresas sob os códigos CNAE\_32 (46.49-4-08) e CNAE\_20 (43.22-03-02), que se referem a Comércio Atacadista de Outros Equipamentos e Artigos de Uso Pessoal e Doméstico e Instalações Hidráulicas, Sistemas de Aquecimento e de Ar-Condicionado, respectivamente, apresentam um aumento moderado no risco, com coeficientes de 2.494 e 1.775.

Por fim, o Ativo Circulante, com um coeficiente negativo de -8.11e-08, indica que um maior ativo circulante está associado a uma menor probabilidade de penalização.

## 5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho explorou a inovação pública no Brasil, focando na incorporação de novas práticas, tecnologias e modelos de gestão para aprimorar a eficiência do setor público. A análise dos resultados do modelo estatístico logit proposto destaca a importância da utilidade e resultados práticos da inovação, abordando diferentes tipos, incluindo tecnológicas e de governança, e considerando barreiras à inovação, tanto internas quanto externas, com ênfase nos desafios regulatórios e na padronização dos indicadores econômico-financeiros para fins de habilitação.

A pesquisa apresentou um modelo estatístico logit, baseado em informações contábeis e não contábeis, para prever o risco de inadimplemento contratual de fornecedores do setor público, visando uma gestão mais eficaz e transparente. Observou-se que a solvência geral, com um coeficiente de -0.784, sugere que empresas com maior solvência são menos propensas a penalizações, indicando que a estabilidade financeira contribui para o cumprimento das condições pactuadas. Além disso, um ROI mais elevado, com um coeficiente de -1,69688, está inversamente relacionado à probabilidade de penalização, refletindo a importância de empresas com foco no investimento interno tendem a preparar melhor seus negócios perante o STJ.

A pesquisa destacou também que empresas com maior receita bruta estão mais expostas ao risco de penalização, sugerindo que a maior vigilância regulatória sobre empresas maiores pode aumentar esse risco. A quantidade de penalidades de outros órgãos, com um coeficiente de 0,141, reforça a ideia de que históricos de penalizações aumentam a probabilidade de novas penalizações pelo STJ. Interessantemente, empresas de maior porte demonstram menor probabilidade de enfrentar penalidades, talvez devido a práticas de governança mais robustas.

A análise revelou ainda que um maior passivo, tanto não circulante quanto circulante, está associado a um aumento na probabilidade de penalização, indicando que maiores obrigações financeiras podem refletir um maior risco de inadimplemento. A natureza jurídica, especificamente para Sociedades Anônimas Fechadas, oferece alguma proteção contra penalizações, possivelmente devido ao rigor da legislação aplicável.

Contratos de maior valor estão associados a um aumento na probabilidade de penalização, ressaltando a visibilidade e o risco associados a contratos mais significativos. As variáveis de liquidez apresentaram relações opostas em termos de risco de penalização, com a Liquidez Geral aumentando o risco e a Liquidez Corrente reduzindo-o. Logo, um menor capital de giro está associado a um maior risco de inadimplemento contratual.

A análise dos CNAEs mostra que setores como Aluguel de Máquinas e Equipamentos e Intermediação de Serviços têm altos riscos de penalização pelo STJ, enquanto Serviços de Segurança Privada, Programação de Computadores e Construção de Edifícios apresentam riscos menores. Isso sugere que certas atividades, devido à sua maior exposição ou regulação intensa, enfrentam mais fiscalização. Por outro lado, setores com práticas de compliance mais eficazes ou regulamentações claras tendem a ser menos penalizados. Importante notar que as tendências de penalização também podem ser influenciadas pelas peculiaridades dos produtos e serviços demandados. Essas nuances, muitas vezes específicas ao contexto de cada contrato, podem não ser completamente capturadas pelo modelo estatístico, indicando a necessidade de ajustes ou considerações adicionais na análise de risco de penalizações.

A performance do modelo estatístico logit, fundamentado em dados contábeis para antecipar o inadimplemento contratual de fornecedores do setor público, sublinha a necessidade de uma administração pública federal mais integrada e estratégica. A possibilidade de interconexão entre bancos de dados, como o Sped Contábil e o Sistema de Cadastro de Fornecedores do Governo Federal (SICAF), emerge como uma recomendação estratégica para ampliar a eficiência, a transparência e a gestão de riscos nas contratações públicas.

A pesquisa contribui com o campo, uma vez que demonstra a relevância da informação contábil nas licitações e como sua utilização tem o condão de inovar em análises de contratações públicas e, conseqüentemente, na gestão operacional e dos recursos públicos.

Por fim, recomenda-se a realização de pesquisas futuras sobre a aplicação de modelos logit em diferentes órgãos públicos brasileiros, a fim de expandir o entendimento sobre o potencial desses modelos na previsão de inadimplemento contratual em diversos contextos e escalas. Essas investigações devem incluir discussões aprofundadas sobre a utilização da informação contábil dos fornecedores para além da etapa de habilitação, explorando como esses dados podem ser empregados de maneira contínua para monitoramento e avaliação de riscos, contribuindo assim para uma gestão pública mais eficiente, transparente e proativa.

## REFERÊNCIAS

- Abai, N. H. Z., Yahaya, J., Deraman, A., Hamdan, A. R., Mansor, Z., e Jusoh, Y. Y. (2019). Integrating Business intelligence and analytics in managing public sector performance: An empirical study. *International Journal on Advanced Science, Engineering and Information Technology*, 9(1), 172–180. <https://doi.org/10.18517/IJASEIT.9.1.6694>
- Ahmadi, A. P. S., Soleimani, B., Vaghfi, S. H., e Salimi, M. B. (2012). Corporate bankruptcy prediction using a logit model: Evidence from listed companies of Iran. *World Applied Sciences Journal*, 17(9), 1143–1148. Recuperado de [https://idosi.org/wasj/wasj17\(9\)12/11.pdf](https://idosi.org/wasj/wasj17(9)12/11.pdf)
- Almaskati, N., Bird, R., Yeung, D., e 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>
- Altman, E. I. (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. J., Baidya, T. K. N., e Manoel, L. R. D. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, 19(1), 17–28. <https://doi.org/10.1590/S0034-75901979000100002>
- Anghelache, C., Marinescu, A. – I., e Mirea, M. (2017). Models of Insolvency Risk Analysis in Financial and Banking Institutions. *Romanian Statistical Review Supplement*, 65(11), 72–78. Recuperado de <https://ideas.repec.org/a/rsr/supplm/v65y2017i11p72-78.html>
- Argyrous, G. (2012). Evidence Based Policy: Principles of Transparency and Accountability. *Australian Journal of Public Administration*, 71(4), 457–468. <https://doi.org/10.1111/J.1467-8500.2012.00786.X>
- Arroyave, J. (2018). A comparative analysis of the effectiveness of corporate bankruptcy prediction models based on financial ratios: Evidence from Colombia. *Journal of International Studies*, 11(1), 273–287. <https://doi.org/10.14254/2071-8330.2018/11-1/21>
- Azevedo, R. R. de, e Ribeiro, R. B. (2020). A relevância (des)percebida da informação contábil. *Revista Mineira de Contabilidade*, 21(2), 4–9. Recuperado de <https://revista.crcmg.org.br/rmc/article/view/1295>
- Bartual Sanfeliu, C., García García, F., Giménez Molina, V., e Romero Civera, A. (2012). Credit Risk Analysis: Reflections on the Use of the Logit Model. *Journal of Applied Finance & Banking*, 2(6), 1–13. Recuperado de <https://riunet.upv.es/handle/10251/60119>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Bemmann, M. (2005). *Verbesserung der Vergleichbarkeit von Schätzgüteregebnissen von Insolvenzprognosestudien*. Recuperado de <https://www.econstor.eu/handle/10419/22725>
- Bemmann, M. (2007). *Entwicklung und Validierung eines stochastischen Simulationsmodells für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen*.
- Bevilacqua, S., Paixão, L. L. O. da, Lima, R. S. de, e Silva, P. C. B. da. (2021). Um estudo bibliométrico sobre gestão baseada em evidências com enfoque nas políticas públicas do Brasil. *Revista Gestão e Organizações*, 6(1), 103. <https://doi.org/10.18265/2526-2289v6n1p103-122>
- Brandão, S. M., e Bruno-Faria, M. de F. (2017). Barreiras à inovação em gestão em organizações públicas do governo federal brasileiro: análise da percepção de dirigentes. Em P. Cavalcante, M. Camões, B. Cunha, e W. Severo (Orgs.), *Inovação no setor público : teoria, tendências e casos no Brasil* (1<sup>o</sup> ed, Vol. 1, p. 145–163). Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). Recuperado de <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/8795>

- Brasil. Constituição da República Federativa do Brasil de 1988. , Presidência da República § (1988). Brasília: Senado Federal.
- Brasil. *Lei nº 14.133, de 1º de abril de 2021.* , (2021). Brasília: Presidência da República.
- Brasil. *Norma Brasileira de Contabilidade, ITG 1000, de 15 de dezembro de 2022.* , (2022). Brasília: Conselho Federal de Contabilidade.
- Camska, D., Klecka, J., e Scholleova, H. (2021). Influence of age on selected parameters of insolvent companies. *Problems and Perspectives in Management*, 19(2), 77–90. [https://doi.org/10.21511/PPM.19\(2\).2021.07](https://doi.org/10.21511/PPM.19(2).2021.07)
- Cantoni, E. (2012). Financial statement analysis and insolvency forecast models: a proposal for local firms. *Economia Aziendale Online* -, 0(4), 1–17. <https://doi.org/10.13132/2038-5498/2004.4.1-17>
- Carvalho, E. J. A. de. (2023). Qualificação econômico-financeira de empresas licitantes na Universidade Federal do Rio Grande do Norte (UFRN). Recuperado de <https://repositorio.ufrn.br/handle/123456789/52671>
- Cavalcante, P. L. C. (2019). Introdução. Em P. L. C. Cavalcante (Org.), *Inovação e Políticas Públicas: superando o mito da ideia*. Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). Recuperado de <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/9330>
- Cavalcante, P. L. C., e Camões, M. R. de S. (2017). Inovação pública no Brasil: uma visão geral de seus tipos, resultados e indutores. Em *Inovação no setor público: teoria, tendências e casos no Brasil*. (p. 119–143). Brasília: Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea). Recuperado de <https://repositorio.ipea.gov.br/handle/11058/8794>
- Charalambous, C., Charitou, A., e Kaourou, F. (2021). Predicting Insolvency of the Construction Companies in the Creditworthiness Assessment Process—Empirical Evidence from Poland. *JRFM*, 14(10), 403–425. <https://doi.org/10.1023/A:1019292321322>
- Chirico, F., e Silva, J. A. T. da. (2023). Evidence-based policies in public health to address COVID-19 vaccine hesitancy. <https://doi.org/10.2217/fvl-2022-0028>, 18(4), 261–273. <https://doi.org/10.2217/FVL-2022-0028>
- Conte, N. C., Alberton, J. R., e Conte, V. C. (2016). A importância da informação contábil na habilitação econômico-financeira de pequenas e médias empresas em licitações públicas: um estudo em processos licitatórios de municípios do estado do Rio Grande do Sul. *Encontro de Estudos Sobre Empreendedorismo e Gestão de Pequenas Empresas. IX EGEPE*. Recuperado de <https://anegepe.org.br/wp-content/uploads/2021/09/092.pdf>
- Coser, T. (2020). Contabilidade de gestão em sintonia com o Business Intelligence (BI): estudo de caso. *Brazilian Journal of Business*, 2(3), 3093–3112. <https://doi.org/10.34140/BJBV2N3-081>
- Creswell, J. W., e Creswell, J. D. (2021). *Projeto de pesquisa: métodos qualitativo, quantitativo e misto [recurso eletrônico]* (5ª; C. Bittencourt, Org.). Porto Alegre: Penso. Recuperado de <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/books/9786581334192>
- Cristina, I., Rendón, A., e Boada, A. J. (2019). Logit Model Use to Assess Credit Risk Levels on Service Sector Companies in Emerging Markets: Venezuela’ Case. *Indian Journal of Science and Technology*, 12(24), 1–14. <https://doi.org/10.17485/IJST/2019/V12I24/144727>
- Cunha, L. C., de Lima Regio, V., da Silva Torres, W., Lima, I. G., e Carmo, C. R. S. (2013). A utilização de informações contábeis nos processos de licitações públicas: um estudo de natureza empírica-descritiva. *RAGC - Revista de Auditoria, Governança e Contabilidade*, 1(2). Recuperado de <https://revistas.fucamp.edu.br/index.php/ragc/article/view/314>
- De Vries, H., Bekkers, V., e Tummers, L. (2016). Innovation in the public sector: a systematic review and future research agenda. *Public Administration*, 94(1), 146–166. <https://doi.org/10.1111/PADM.12209>

- Desai, V. S., Crook, J. N., e Overstreet, G. A. (1996). A comparison of neural networks and linear scoring models in the credit union environment. *European Journal of Operational Research*, 95(1), 24–37. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00246-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00246-4)
- Di Pietro, M. S. Z. (2021). Licitação. Em *Direito Administrativo* (34<sup>o</sup> ed, p. 489–493). Rio de Janeiro: Forense.
- Dinca, G., Baba, M. C., Dinca, M. S., Dauti, B., e Deari, F. (2017). Insolvency risk prediction using the logit and logistic models: some evidences from Romania. *Economic Computation & Economic Cybernetics Studies & Research*, 51(4). Recuperado de [https://econpapers.repec.org/article/cysecoyb/v\\_3a50\\_3ay\\_3a2017\\_3ai\\_3a4\\_3ap\\_3a139-157.htm](https://econpapers.repec.org/article/cysecoyb/v_3a50_3ay_3a2017_3ai_3a4_3ap_3a139-157.htm)
- Elisabetsky, R. (1976). Um modelo matemático para decisões de crédito no banco comercial. *São Paulo*.
- Fávero, L. P., e Belfiore, P. (2017). Modelos de Regressão Logística Binária e Multinomial. Em *Manual de análise de dados: estatística e modelagem multivariada com Excel, SPSS e Stata* (1<sup>o</sup> ed, p. 596–666). Rio de Janeiro: Grupo GEN. Disponível em: <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/#/books/9788595155602/>. Acesso em: 16 dez. 2023.
- Filho, J. dos S. C. (2021). Habilitação econômico-financeira. Em *Manual de direito administrativo* (35<sup>o</sup> ed, p. 266–269). Barueri: Atlas.
- Filho, M. J. (2021). *Comentários à Lei de Licitações e Contratações Administrativas: Lei 14.133/2021*. São Paulo: Thomsom Reuters.
- Fuhr, F., Lima, J. D. de, e Donizetti, F. J. A. S. Qj. (2020). Uma revisão sistemática da literatura sobre Credit Scoring. *Brazilian Journal of Development*, 6(3), 9679–9695. <https://doi.org/10.34117/BJDV6N3-009>
- Giordani, P., Jacobson, T., Von Schedvin, E., e Villani, M. (2014). Taking the Twists into Account: Predicting Firm Bankruptcy Risk with Splines of Financial Ratios. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 49(4), 1071–1099. <https://doi.org/10.1017/S0022109014000623>
- Gissel, J., Giacomino, D., e Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education*. Recuperado de [https://epublications.marquette.edu/account\\_fac/25](https://epublications.marquette.edu/account_fac/25)
- Gonçalves, A. C. S., e Gomes, A. M. (2020). Governança das Aquisições na Administração Pública Federal: Um estudo exploratório sobre a Comissão de Apoio Técnico Contábil para fins licitatórios da UFRN. *XX USP International Conference in Accounting*. São Paulo: Universidade de São Paulo. Recuperado de <https://congressosp.fipecafi.org/anais/20UspInternational/ArtigosDownload/2182.pdf>
- Hadjimanolis, A. (2003). The Barriers Approach to Innovation. *The International Handbook on Innovation*, 559–573. <https://doi.org/10.1016/B978-008044198-6/50038-3>
- Heidrich, K. K. (2014). A participação do profissional contábil nos processos licitatórios municipais – estudo de caso no Vale do Paranhana. *Revista Eletrônica de Ciências Contábeis*, (5), 27–54. Recuperado de <http://seer.faccat.br/index.php/contabeis/article/view/132>
- Heinen, J. (2021). *Comentários à Lei de Licitações e Contratos Administrativos (Lei nº 14.133/21)*. Salvador: Editora JusPodivm.
- Herschel, R. T., e Jones, N. E. (2005). Knowledge management and business intelligence: The importance of integration. *Journal of Knowledge Management*, 9(4), 45–55. <https://doi.org/10.1108/13673270510610323>
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., e 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/METRICS>

- Holbach, L. M. (2016). *Abordagem do tema business intelligence nos periódicos de contabilidade*.
- Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. (2023, dezembro 16). Documentação CNAE 2.0. Recuperado 15 de dezembro de 2023, de Comissão Nacional de Classificação website: <https://concla.ibge.gov.br/busca-online-cnae.html>
- Iudícibus, S. de. (2017). *Análise de balanços* (11<sup>o</sup> ed; V. Segato, Org.). São Paulo: Atlas. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786556902180/pageid/1>
- Iudícibus, S. de. (2023). Utilização da análise de balanços na análise de crédito. Em *Análise de balanços* (11<sup>a</sup>, p. 141–142). São Paulo: Atlas.
- Junior, M. C., Almeida, L. B. de, Panhoca, L., e Lima, I. A. de. (2015). Licitações na administração pública: Nova perspectiva para a qualificação econômico-financeira de empresas na contratação de serviços de engenharia e obras civis. *Revista Capital Científico - Eletrônica*, 13(2). <https://doi.org/10.5935/2177-4153.20150011>
- Kanitz, S. C. (1978). *Como prever falências*. McGraw-Hill do Brasil.
- Kukuk, M., e Rönnberg, M. (2013). Corporate credit default models: a mixed logit approach. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 40(3), 467–483. <https://doi.org/10.1007/S11156-012-0281-4>
- Kumar, S. (2007). Preface. *Environmental Monitoring and Assessment*, 135(1), 1. <https://doi.org/10.1007/s10661-007-9716-0>
- Lee, S. H., e Urrutia, J. L. (1996). Analysis and Prediction of Insolvency in the Property-Liability Insurance Industry: A Comparison of Logit and Hazard Models. *The Journal of Risk and Insurance*, 63(1), 121. <https://doi.org/10.2307/253520>
- Lester, P., Alonso Borba, J., e 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. *Revista Eletrônica de Administração*, 15(3), 759–782. Recuperado de <https://www.seer.ufrgs.br/index.php/read/article/view/39037>
- Li, H., Sun, J., e Wu, J. (2010). Predicting business failure using classification and regression tree: An empirical comparison with popular classical statistical methods and top classification mining methods. *Expert Systems with Applications*, 37(8), 5895–5904. <https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2010.02.016>
- Liu, H., Zhang, H., Gao, Y. C., e Chen, X. D. (2022). Firm age and beta: Evidence from China. *International Review of Economics & Finance*, 77, 244–261. <https://doi.org/10.1016/J.IREF.2021.10.006>
- Machado, M. R. R., e Gartner, I. R. (2018). A hipótese de Cressey (1953) e a investigação da ocorrência de fraudes corporativas: uma análise empírica em instituições bancárias brasileiras. *Revista Contabilidade & Finanças*, 29(76), 60–81. <https://doi.org/10.1590/1808-057X201803270>
- Manoel, D. P., Matos, E. B. S. de, e Nasu, V. H. (2023). Indicadores financeiros de micro e pequenas empresas (mpes) do Distrito Federal (DF) por Classificação Nacional de Atividades Econômicas (CNAE) no período de 2016 a 2021. *SINERGIA - Revista do Instituto de Ciências Econômicas, Administrativas e Contábeis*, 27(2), 137–153. <https://doi.org/10.17648/2236-7608-V27N2-15311>
- Marconi, M. de A., e Lakatos, E. M. (2021). *Técnicas de Pesquisa* (9<sup>o</sup> ed; J. B. Medeiros, Org.). São Paulo: Atlas. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/books/9788597026610>
- Marion, J. C. (2019). *Análise das demonstrações contábeis* (8<sup>o</sup> ed). São Paulo: Atlas. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788597021264/epubcfi/6/10%5B%3Bvnd.vst.idref%3Dcopyright%5D!/4/32/2>

- Martins, E., Diniz, J. A., e Miranda, G. J. (2020). *Análise avançada das demonstrações contábeis - uma abordagem crítica* (3<sup>o</sup> ed). São Paulo: Atlas. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788597025941/epubcfi/6/10%5B%3Bvnd.vst.idref%3Dcopyright%5D!/4/30/3:18%5B%C3%A1fi%2Cca%5D>
- Mascarenhas, N. D. (2021). *A relevância da tecnologia e aplicação de Business Intelligence na Contabilidade*.
- Matias, A. B. (1976). Indicadores contábeis e financeiros de previsão de insolvência: a experiência da pequena e média empresa (Tese de Livre Docência). Universidade de São Paulo, São Paulo.
- Matias-Pereira, J. (2010). A governança corporativa aplicada no setor público brasileiro. *Administração Pública e Gestão Social*, 2(1), 109–134. <https://doi.org/10.21118/apgs.v2i1.4015>
- Melati, C., e Janissek-Muniz, R. (2023). A inteligência na gestão pública: uma análise sob a perspectiva institucional. *Revista de Administração Pública*, 56(6), 721–744. <https://doi.org/10.1590/0034-761220220103>
- Michelin, F. P., Weise, A. D., Medeiros, F. S. B., e Sheffer, D. (2012). Os índices de designação econômico-financeira nos processos licitatórios: o caso de uma prefeitura municipal-RS. *Ciências Sociais Aplicadas em Revista*, 12(23), 185-a. Recuperado de <https://saber.unioeste.br/index.php/csaemrevista/article/view/8855>
- Min, J. H., e Jeong, C. (2009). A binary classification method for bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 5256–5263. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.06.073>
- Mousavi, M. M., Ouenniche, J., e Xu, B. (2015). Performance evaluation of bankruptcy prediction models: An orientation-free super-efficiency DEA-based framework. *International Review of Financial Analysis*, 42, 64–75. <https://doi.org/10.1016/J.IRFA.2015.01.006>
- Mulgan, G., e Albury, D. (2003). *Innovation in the public sector*. London. Recuperado de <https://www.alnap.org/help-library/innovation-in-the-public-sector>
- Negrão, R. (2021). *Manual de direito empresarial* (12<sup>o</sup> ed). São Paulo: Saraiva. Recuperado de [https://integrada.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786553620247/epubcfi/6/4%5B%3Bvnd.vst.idref%3Dcopyright\\_3-0.xhtml%5D!/4/12/12/2/2](https://integrada.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786553620247/epubcfi/6/4%5B%3Bvnd.vst.idref%3Dcopyright_3-0.xhtml%5D!/4/12/12/2/2)
- Neto, A. A. (2020). Previsão de insolvência. Em *Finanças Corporativas e Valor* (8<sup>a</sup>, p. 506–510). São Paulo: Atlas.
- Neto, A. N. (2020). *Estrutura e análise de balanços: um enfoque econômico-financeiro* (12<sup>o</sup> ed). São Paulo: Atlas. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788597024852/epubcfi/6/30%5B%3Bvnd.vst.idref%3Dchapter3%5D!/4>
- Newman, J., Cherney, A., e Head, B. W. (2017). Policy capacity and evidence-based policy in the public service. *Public Management Review*, 19(2), 157–174. <https://doi.org/10.1080/14719037.2016.1148191>
- OCDE, O. para a C. e D. E. (2018). *Peer Review OCDE Skills: o sistema de inovação do serviço público do Brasil - conclusões preliminares*. Recuperado de <http://repositorio.enap.gov.br/jspui/handle/1/3628>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Olson, D. L., Delen, D., e Meng, Y. (2012). Comparative analysis of data mining methods for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 52(2), 464–473. <https://doi.org/10.1016/J.DSS.2011.10.007>
- Oniga, A. (2016). Classic Insolvency Prediction Models Tested On Romanian Insurance Companies. *European Scientific Journal*, ESJ, 12(13), 18–18. <https://doi.org/10.19044/ESJ.2016.V12N13P18>

- Pereira, V. S., e Martins, V. F. (2015). Estudos de previsão de falências – uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 12(26), 163–196. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2015v12n26p163>
- Pierrri, F., e Caroni, C. (2017). Bankruptcy prediction by survival models based on current and lagged values of time-varying financial data. *Communications in Statistics: Case Studies, Data Analysis and Applications*, 3(3–4), 62–70. <https://doi.org/10.1080/23737484.2018.1431816>
- Pindado, J., e Rodrigues, L. F. (2004). Parsimonious models of financial insolvency in small companies. *Small Business Economics*, 22(1), 51–66. <https://doi.org/10.1023/B:SBEJ.0000011572.14143.BE/METRICS>
- Pollitt, C., e Bouckaert, G. (2001). *Public Management Reform: A Comparative Analysis - New Public Management, Governance, and the Neo-Weberian State* (3<sup>o</sup> ed). New York: Oxford University Press.
- Prado, J. W. do, Carvalho, F. de M., Benedicto, G. C. de, e 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>
- Premachandra, I. M., Bhabra, G. S., e Sueyoshi, T. (2009). DEA as a tool for bankruptcy assessment: A comparative study with logistic regression technique. *European Journal of Operational Research*, 193(2), 412–424. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.11.036>
- Receita Federal do Brasil. (2023). Tabela de Natureza Jurídica das Entidades Obrigadas à Apresentação do QSA — Receita Federal. Recuperado 22 de outubro de 2023, de <https://www.gov.br/receitafederal/pt-br/assuntos/orientacao-tributaria/cadastros/cnpj/tabelas-utilizadas-pelo-programa-cnpj/tabela-de-natureza-juridica-das-entidades-obrigadas-a-apresentacao-do-qs>
- Ribeiro, R. B., Miranda, G. J., e Azevedo, R. R. de. (2021a). A baixa legitimação da qualificação econômico-financeira (QEF) percebida pelos stakeholders nas licitações públicas. *Advances in Scientific and Applied Accounting*, 185–205. Recuperado de <https://asaa.anpcont.org.br/index.php/asaa/article/view/723>
- Ribeiro, R. B., Miranda, G. J., e Azevedo, R. R. de. (2021b). (Des) legitimação da informação contábil em processos licitatórios no Brasil. *Revista Contemporânea de Contabilidade*, 18(48), 72–88. <https://doi.org/10.5007/2175-8069.2021.E75806>
- Rikhardsson, P., e Yigitbasioglu, O. (2018). Business intelligence & analytics in management accounting research: status and future focus. *International Journal of Accounting Information Systems*, 29, 37–58. <https://doi.org/10.1016/J.ACCINF.2018.03.001>
- Rodrigues, B. C. de O., Miranda, G. J., e Lourenço, K. S. (2017). Critérios relativos à liquidez exigidos em editais de licitação no Brasil. *Anais do Congresso USP de Contabilidade e Controladoria*, 17. Recuperado de <https://congressousp.fipecafi.org/anais/17UspInternational/ArtigosDownload/246.pdf>
- Rogers, E. M. (2010). *Diffusion of innovations*. Simon and Schuster.
- Rousseau, D. M. (2006). Is there Such a thing as “Evidence-Based Management”? <https://doi.org/10.5465/amr.2006.20208679>, 31(2), 256–269. <https://doi.org/10.5465/AMR.2006.20208679>
- Sampieri, R. H., Collado, C. F., e Lúcio, M. del P. B. L. (2013). *Metodologia de pesquisa [recurso eletrônico]* (5a ed; Moraes, Daisy Vaz de, A. G. Q. Garcia, D. da Silva, e M. Júlio, Orgs.). Porto Alegre: Penso. Recuperado de <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/books/9788565848367>
- Sano, H. (2020). Laboratórios de inovação no setor público: mapeamento e diagnóstico de experiências nacionais. Em *Cadernos ENAP* (p. 9–45). Brasília: Escola Nacional de

- Administração Pública (Enap). Recuperado de <http://repositorio.enap.gov.br/jspui/handle/1/5112>
- Sanvicente, A. Z., e Minardi, A. (1998). Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas. *Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper*, (1968), 1–12.
- Schenckel, D. C., Schiefelbein, I. C. B., e Costa, R. F. da S. (2017). Contabilidade Aplicada ao Setor Público: uma pesquisa de campo sobre a percepção dos acadêmicos de Ciências Contábeis da UNIVEL Centro Universitário sobre licitação pública. *XIII ECITEC - Encontro Científico e Tecnológico da FAG oledo*. Recuperado de [https://www.fasul.edu.br/projetos/app/webroot/files/controle\\_eventos/ce\\_producao/2017\\_1020-231754\\_arquivo.pdf](https://www.fasul.edu.br/projetos/app/webroot/files/controle_eventos/ce_producao/2017_1020-231754_arquivo.pdf)
- Severino, A. J. (2018). *Metodologia do trabalho científico* (24<sup>o</sup> ed). São Paulo.
- Sharda, R., Delen, D., e Turban, E. (2019). *Business intelligence e análise de dados para gestão do negócio* (4<sup>o</sup> ed). Porto Alegre: Bookman. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788582605202/pageid/1>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *Journal of Business*, 74(1), 101–124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Silva, J. P. da. (1982). *Modelos para classificação de empresas com vistas a concessão de crédito* (Dissertação, Fundação Getúlio Vargas - FGV). Fundação Getúlio Vargas - FGV, São Paulo. Recuperado de <http://bibliotecadigital.fgv.br:80/dspace/handle/10438/10981>
- Silveira, M. B., Freitas, H. M. R. de, e Marcolin, C. B. (2016). A tomada de decisão na área de administração a partir da Teoria Baseada em Evidências: uma revisão sistemática da literatura. *Proceedings of the 13th CONTECSI International Conference on Information Systems and Technology Management*, 13, 3845–3862. TECSI. <https://doi.org/10.5748/9788599693124-13CONTECSI/RF-4170>
- Soares, C. S., Marin, L. O., e Santos, E. A. dos. (2021). Características das pesquisas com aplicação de modelos de previsão de insolvência: um estudo bibliométrico no contexto brasileiro. *Revista Brasileira de Contabilidade e Gestão*, 10(18), 061–080. <https://doi.org/10.5965/2316419010152021061>
- Sobreira, A. E., do Nascimento, J. C. H. B., da Silva Reis, J., e de Sousa, W. D. (2014). Avaliação econômico-financeira por índices contábeis em processos licitatórios: aplicação de Modelo de Análise Discriminante. *Revista Brasileira de Contabilidade*, (209), 32–43.
- Souza, A. F. de, Faria, A. de O., Ariede, M. S. N., e Youshitake, M. (2015). *Análise financeira das demonstrações contábeis na prática* (1<sup>o</sup> ed). São Paulo: Trevisan Editora. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788599519813/pageid/2>
- Souza, S. P. de. (2021). *A percepção dos agentes do IFMS envolvidos na etapa de qualificação econômico-financeira da licitação e as possíveis causas de descontinuidade dos contratos* (Dissertação (Mestrado em Assessoria de Administração), ISCAP - Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto). ISCAP - Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto, Porto. Recuperado de <http://hdl.handle.net/10400.22/17786>
- Staszkiwicz, P., e Witkowski, B. (2018). Failure Models for Insolvency and Bankruptcy. *Springer Proceedings in Business and Economics*, 219–225. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-76228-9\\_21/COVER](https://doi.org/10.1007/978-3-319-76228-9_21/COVER)
- Superior Tribunal de Justiça. Instrução Normativa STJ/GDG n. 5 de 25 de janeiro de 2019. , Pub. L. No. 5, Biblioteca Jurídica Digital - BDJur (2019). Brasília: Diário da Justiça Eletrônico do STJ, 29 jan. 2019, p. 1-9.
- Superior Tribunal de Justiça. Instrução Normativa STJ/GDG n. 30 de 9 de dezembro de 2022. , Pub. L. No. 30, Biblioteca Jurídica Digital - BDJur (2022). Brasília, Brasília: Boletim de Serviço do STJ, 22 dez. 2022.

- Superior Tribunal de Justiça. Instrução Normativa STJ/GDG n. 10 de 27 de abril de 2023. , Pub. L. No. 10, Biblioteca Jurídica Digital - BDJur (2023). Brasília: Boletim de Serviço do STJ, 28 abr. 2023.
- Superior Tribunal de Justiça. (2023b, dezembro 6). Painel de Informações de Compras, Licitações e Contratos. Recuperado 17 de maio de 2022, de Portal da Transparência do Superior Tribunal de Justiça website: <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrIjoiOTMzYjE5ODMtMmVlZi00MGZILWFkMzQtMjI4ZDczZWVhZDZVhliwidCI6ImRlMjNkNWYwLWNjYWwtNGM4NC04MWQ2LTI4OTJhOGMwNTVhYSJ9>
- Tidd, J., e Bessant, J. (2015). *Gestão da Inovação* (5<sup>o</sup> ed, Vol. 1). Porto Alegre: Bookman. Recuperado de <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9788582603079/pageid/1>
- Trabelsi, S., He, R., He, L., e Kusy, M. (2015). A comparison of Bayesian, Hazard, and Mixed Logit model of bankruptcy prediction. *Computational Management Science*, 1(12), 81–97. <https://doi.org/10.1007/S10287-013-0200-8>
- Tseng, F. M., e Lin, L. (2005). A quadratic interval logit model for forecasting bankruptcy. *Omega*, 33(1), 85–91. <https://doi.org/10.1016/J.OMEGA.2004.04.002>
- Venosa, S. de S., e Rodrigues, C. (2023). *Direito empresarial* (11<sup>o</sup> ed). Barueri: Atlas. Recuperado de <https://integrada.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786559772445/epubcfi/6/10%5B%3Bvnd.vst.idref%3Dhtml5%5D!/4>
- Wu, Y., Gaunt, C., e 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>
- Zaffari, E. (2021). Licitações e públicas: aspectos introdutórios e legais. Em K. F. Ferreira (Org.), *Licitações e Contratos* (p. 13–24). Porto Alegre: SAGAH. Recuperado de <https://stj.minhabiblioteca.com.br/reader/books/9786556902180/pageid/1>
- Zanella, L. C. H. (2009). *Metodologia de estudo e de pesquisa em administração*. Florianópolis: Brasília. Recuperado de Brasília website: [https://www.academia.edu/download/50963526/LIVRO\\_METODOLOGIA\\_DE\\_EESTUDO\\_E\\_DE\\_PESQUISA\\_EM\\_ADMINISTRACAO\\_PUBLI.pdf](https://www.academia.edu/download/50963526/LIVRO_METODOLOGIA_DE_EESTUDO_E_DE_PESQUISA_EM_ADMINISTRACAO_PUBLI.pdf)
- Zhang, L., e 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. <https://doi.org/10.2307/2490859>