

Insper  
Ciência Econômicas

Nabih Helou Neto

Modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil

São Paulo

2023

Nabih Helou Neto

Modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil

TCC apresentado ao programa de graduação em Economia como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Economia.

Orientador: Rinaldo Artes

São Paulo

2023

Helou Neto, Nabih

Modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil

Nabih Helou Neto. — São Paulo, 2023.

21 f.

TCC – Insper, 2023

Orientador: Rinaldo Artes

1. Modelo de Risco de Crédito. 2. Regressão Logística. 3. Previsão. 4. Empresas de Capital Aberto  
I. Nabih Helou Neto II. Modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil

Nabih Helou Neto

Modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil

TCC apresentado ao programa de graduação em Economia como requisito parcial para obtenção do título de Bacharel em Economia.

Orientador: Rinaldo Artes

**Banca Examinadora**

---

Prof. Dr. Rinaldo Artes  
Insper

---

Prof. Dra. Andrea Minardi  
Insper

## Resumo

Graças a um mundo cada vez mais digitalizado, é ainda mais importante a tomada de decisão eficiente e assertiva. Em um contexto de instabilidade econômica e juros altos, vemos a mídia especializada cada vez mais colocando o risco de crédito das empresas nos holofotes, buscando evidenciar para a população seus impactos na sociedade. O objetivo dessa pesquisa é identificar bons preditores de falência de empresas por meio da construção de um modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil. O Brasil traz um grande desafio para esse tipo de pesquisa, graças ao risco político elevado e a baixa estabilidade econômica e jurídica. O modelo usado nesse trabalho foi a regressão logística, empregando os indicadores econômico-financeiros das empresas, como variáveis explicativas. Uma amostra controle foi obtida a partir do pareamento das empresas que faliram com outras empresas do mesmo setor e de tamanhos semelhantes. Como resultado, as variáveis significativas para a previsão da probabilidade de falência dizem respeito aos níveis de endividamento, liquidez e eficiência das empresas. Foi possível construir um modelo com potencial de capacidade de previsão excepcional e acerto na previsão acima de 70%, utilizando o valor de corte padrão.

**Palavras-chave:** Modelo de risco de crédito, Regressão Logística, Previsão, Empresas de Capital Aberto

## **Abstract**

Thanks to a more than ever digitalized world, it is even more crucial the fast and precise decision making. In a context of economic uncertainty and high rates, finance media is increasing its coverage in credit risk of companies and how it can affect the society. The goal of this research is to identify good bankruptcy predictors by constructing a bankruptcy prediction model for listed companies. Brazil presents a large challenge to this type of research, thanks to the high politics risk and low economic and law stability. The model used in this article is logistic regression, using economic-financial indicators of bankruptcy-filed companies as explanatory variables. A control sample derives from the pairing of bankrupt companies with other companies similar in size and economic sector. As result, the statistically significant variables to predict de bankruptcy probability covers liquidity, efficiency, and indebtedness of companies. It was possible to build a model with exceptional prediction potential and assertiveness above 70%, using standard cutoff rate.

**Keywords:** Credit risk model, Logistic regression, Forecast, Listed Companies.

## Sumário

1. Introdução .....	7
2. Revisão da literatura .....	9
2.1 Origem dos estudos sobre o tema.....	9
2.2 Evolução dos estudos sobre o tema.....	11
2.3 Estudos mais atuais sobre o tema.....	14
3. Metodologia.....	17
3.1 Amostra .....	17
3.2 Variável resposta .....	19
3.3 Variáveis explicativas .....	20
3.4 Análise descritiva .....	21
4. Modelo econométrico .....	24
4.1 Variáveis selecionadas para o modelo .....	24
4.2 Modelo Estimado .....	25
4.3 Validação do Modelo .....	26
5. Conclusão .....	29
5.1 Discussão dos resultados .....	29
5.2 Relevância das descobertas .....	29
5.3 Considerações para pesquisa futura .....	30
Referências.....	32
Apêndice A – Amostra de empresas.....	37
Apêndice B – Outras Estatísticas Descritivas.....	38

## 1. Introdução

Considerando que o custo de adquirir capital é uma das determinantes no crescimento de uma empresa, nada mais importante do que entender como é definido o risco de emprestar dinheiro, ou risco de crédito. Para o credor, a decisão sobre a remuneração exigida para o capital a ser emprestado, depende grande parte de qual a probabilidade de a empresa tomadora de empréstimo não cumprir com o pagamento exatamente como combinado, seja atrasando parcelas, mudando garantias ou mesmo não honrando o compromisso por consequência de dificuldades financeiras.

Além da ótica do credor, parte que assume o risco do capital, estudar como se desenvolve o processo de uma empresa entrar em dificuldades financeiras, renegociações e finalmente falência, é útil para todos os agentes no mercado. Sejam os acionistas de uma companhia buscando lucro, sejam os dirigentes da empresa credora buscando melhores práticas de gestão, sejam os investidores de títulos de dívida buscando minimizar seu risco e até mesmo o Estado, com seu papel regulador para poder diminuir o risco de intervenções.

Por mais que falências sejam indesejáveis para as partes relacionadas, a longo prazo na economia elas são saudáveis e inerentes ao processo de desenvolvimento econômico, de acordo com Schumpeter (1934) e sua teoria de desenvolvimento econômico. Dessa maneira, o processo de falência é uma sinalização econômica de que a empresa não era eficiente e não poderia sobreviver ao ambiente econômico, como se fosse uma seleção natural das empresas.

Ao construir um modelo de previsão para a probabilidade de falência, os tomadores de decisão, tais como agências de crédito, governos, instituições financeiras e outras empresas que fornecem algum tipo de crédito, podem construir políticas de modo a prever quais empresas têm uma maior probabilidade de falência, e assim minimizar suas possíveis perdas, seja não disponibilizando crédito ou fazendo-o a taxas mais altas. Com as informações obtidas por esses modelos pode ser possível medir o impacto que diversas características da empresa e do mercado têm na probabilidade de falência.

A importância disso para uma empresa tomadora de crédito é ter as ferramentas que possam indicar quais indicadores financeiros priorizar para diminuir a probabilidade de falência, e dessa maneira é possível sinalizar menor risco para o mercado, atraindo capital e gerando valor, construir uma empresa mais sólida e resiliente. Ao analisarmos o ponto de vista do fornecedor de crédito,

modelos de previsão de risco de crédito ajudam a instituição a não emprestar a empresas que não honrarão seus compromissos e a diminuir seus riscos de crédito.

De acordo com Assaf e Brito (2008), o processo de avaliação e gerenciamento de risco de crédito passou por um momento de revisão no início dos anos 2000. Assim uma demanda maior por modelos quantitativos para suporte na tomada de decisão pelas instituições financeiras em relação ao risco de crédito. Caouette *et al.* (1999) afirmam que o risco de crédito é a chance de que a expectativa do cumprimento do compromisso de pagamento não se cumpra; quanto maior a chance do compromisso não se realizar, maior o risco.

Este trabalho tem como objetivo, por meio de uma revisão de literatura, identificar bons preditores de falência de empresas por meio da construção de um modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil.

Buscando inovar, portanto, nesse trabalho foi usada uma plataforma consolidada de dados econômico-financeiros (Bloomberg) para a definição de empresas que entraram com pedido de falência e a utilização de amostra mais recente de empresas. Desde as publicações de Assaf e Brito (2008) e Sanvicente e Minardi (1998) o país enfrentou mais de uma crise econômica grave, ciclos de aperto monetário, instabilidade econômica e principalmente instabilidade política com impeachment, mas também passou por melhora no ambiente de negócios, forte desenvolvimento do mercado de capitais em relação ao passado e melhores práticas de governança corporativa, embora incapazes de regular completamente o mercado.

## 2. Revisão da literatura

Nesta seção, apresentamos uma análise sobre a literatura anterior sobre modelos de classificação e previsão de risco de crédito, buscando reunir avanços feitos por outros autores com modelos de previsão de falência. Usando como base artigos citados nacionalmente e internacionalmente cujo principal objetivo foi a revisão de literatura, tais como Bellovary *et al* (2007), Pereira e Martins (2015) e Dmitras *et al* (1997). É possível fazer uma análise sobre como surgiram os primeiros assuntos no tema e como se desenvolveram até os dias mais recentes, principalmente artigos nacionais como Assaf e Brito (2008) e Rezende *et al* (2017) que usam como amostra companhias brasileiras e se diferenciam em tamanho de amostra e metodologia, de modo a estruturar um caminho a ser seguido pelo autor nesse trabalho.

### 2.1 Origem dos estudos sobre o tema

De acordo com Bellovary *et al.* (2007), é possível rastrear os estudos sobre predição de falência de empresa até 1930 ou antes. De acordo com os autores, o desenvolvimento desse campo de estudo pode ser dividido em dois períodos: sendo que o primeiro foi de 1930 a 1966 quando os estudos univariados começaram a surgir e a encontrar relações relevantes entre os indicadores financeiros de uma empresa e sua falência, esse período termina com a obra de Beaver (1966); e a partir de 1966, quando já se desenvolvem técnicas mais apuradas e modernas de análise estatística como modelos logísticos, e posteriormente redes neurais, por exemplo. No primeiro período estudos usavam modelos univariados, ou seja, aqueles que se buscava estudar e relação de uma única variável com o evento de falência; os autores buscavam entender como as características de uma empresa poderiam afetar sua probabilidade de falência. O marco de início desse tipo de estudo foi artigo de Smith (1930) no *Bureau of Business Research*.

Para se ter dimensão da quantidade de publicações sobre o tema, de acordo com Bellovary *et al* (2007), até o ano de 2004, 165 estudos sobre previsão de falência foram publicados, as vezes usando mais de um tipo de modelo. Com o passar dos anos, é possível perceber, de acordo com a Tabela 1, que a metodologia de análise evoluiu junto com a tecnologia, com cada vez menos estudos de análise discriminatória e cada vez mais modelos mais complexos.

Tabela 1— Evolução dos modelos de previsão de falência de 1960 a 2004

Evolução dos modelos de previsão de falência					
Década	Análise discriminatória	Análise logit	Análise probit	Redes neurais	Outros
1960	2	0	0	0	1
1970	22	1	1	0	4
1980	28	16	3	1	7
1990	9	16	3	35	11
2000	2	3	0	4	3
Total	63	36	7	40	26

Fonte: Bellovary et al (2007)

\* 7 artigos usam mais de um tipo de modelo, assim eles constam duas vezes na contagem

Smith (1930) analisou 29 empresas e 24 indicadores financeiros, buscando identificar características comuns das empresas que estavam a caminho da falência. A partir desse estudo, foram desenvolvidos diversos outros artigos usando a mesma metodologia de análise univariada, tais como Fitzpatrick (1932) e Winakor (1935) e assim identificando diferentes indicadores financeiros que são importantes para a percepção de que uma empresa está em trajetória de falência.

A conclusão dos primeiros estudos no tema, em Smith (1930), Fitzpatrick (1932) e Winakor (1935) foi que a variável Capital de Giro Líquido (CGL) sobre Ativo Total, era uma das mais importantes para prever falência, essa variável mostra a relação de endividamento de curto prazo de uma empresa, se seus ativos circulantes são suficientes para cobrir suas obrigações circulantes, em relação ao seu ativo total. Além dessa variável, os estudos apresentados encontraram evidências positivas de que a variação de Liquidez Corrente, que indica a capacidade da empresa de cumprir com suas obrigações de curto prazo somente com seus ativos de curto prazo, Patrimônio Líquido/Dívida Total, que indica quanto da dívida da empresa é possível cobrir com seu patrimônio líquido e além desses Lucro Líquido/Patrimônio Líquido, que pode indicar a capacidade da empresa de gerar lucro em relação ao seu patrimônio total, esse último indicado por Fitzpatrick (1932), são significantes para a previsão de falência, mas todos com menos relevância do que CGL.

Uma interessante conclusão de Chudson (1945), foi a análise de que empresas de indústrias parecidas, de tamanhos parecidos e rentabilidades parecidas tinham indicadores financeiros

parecidos, o que no futuro viria a se desenvolver como o método de pareamento usado em Assaf e Brito (2008).

De acordo com Bellovary *et al* (2007), do mesmo modo que o primeiro período de desenvolvimento de modelos de previsão de falência teve início a partir de Smith (1930), o principal período de aprofundamento no tema teve início com o artigo de Beaver (1966) e até hoje artigos seguem sua estrutura, como Assaf e Brito (2008). Beaver (1966) usou 30 indicadores econômico-financeiros de 79 empresas que faliram e 79 empresas que não faliram, aprofundando a análise de Chudson (1945), por 38 indústrias diferentes, entretanto com um objetivo diferente: tentar prever a capacidade dos indicadores econômico-financeiros da empresa de classificar corretamente empresas que foram à falência e empresas que não foram à falência. As variáveis mais relevantes do estudo podem ser encontradas na Tabela 2, e suas contribuições para futuras pesquisas indicam o desenvolvimento de estudos multivariados, baseando-se na hipótese de que diversos indicadores usados ao mesmo tempo deveriam ter uma capacidade de predição maior.

Tabela 2— Principais conclusões Beaver (1966)

<b>Variáveis-resposta Beaver</b>	
Variável	Capacidade Preditiva***
Receita Líquida/Dívida Total	92%
Receita Líquida/Receita Bruta	91%
Receita Líquida/PL*	90%
FC**/Dívida total	90%
FC**/Ativo Total	90%

Fonte: Elaborado pelo Autor

\*Patrimônio Líquido

\*\*Fluxo de caixa

\*\*\*É a precisão da variável em classificar as empresas

## 2.2 Evolução dos estudos sobre o tema

O campo de estudos de modelos de previsão e classificação de falência foi revolucionado quando o artigo escrito por Altman (1968), focado em empresas de manufatura, usou um modelo multivariado de análise discriminatória (MAD) com 5 fatores; desde então, esse artigo é usado como base nos estudos sobre previsão de falência das empresas. O modelo de MAD foi um dos principais avanços em modelos de classificação e previsão da época, e era usado para classificar

as empresas entre grupos (falência e não falência) baseado em suas características (indicadores econômico-financeiros). O modelo gera a partir desses indicadores um escore relacionado ao risco de falência de uma empresa, de acordo com Bellovary *et al*, 2007. Altman nomeou seu *score* como “Z-score” e caso o “Z-score” da empresa caísse até certo nível, seria possível prever que a empresa iria à falência. A estrutura detalhada do cálculo e do modelo são apresentadas em Altman *et al* (1977), no qual essa metodologia foi aplicada em uma amostra maior de empresas de varejo e manufatura norte-americanas.

Altman (1968) conseguiu medir a diminuição na capacidade preditiva dos indicadores conforme se afastam do evento de falência de um ano antes (95% de precisão) até cinco anos antes (36% de precisão), concluindo que quanto mais recente as informações financeiras, mais precisas elas serão em relação a análise da trajetória da empresa, metodologia que estava presente em Altman *et al* (1977) e em Assaf e Brito (2008), onde já se estava definido uma distância temporal ideal dos indicadores para o evento de falência.

Altman também inovou na especificidade do estudo, analisando somente empresas de manufatura, e posteriormente varejo, e abrindo caminho para outros autores estudarem diferentes grupos de empresas, aumentando a precisão dos estudos. Por exemplo, Edmister (1972) desenvolveu modelo para falência de pequenas empresas, Sinkey (1975) desenvolveu um modelo cujo objetivo era prever a falência de bancos; já neste século, Wang (2004) desenvolveu um modelo para previsão de falência de empresas de tecnologia, durante a “bolha” da internet. Outro filtro popular entre os autores foram estudos focados em desenvolver modelos de previsão de falência para bancos e empresas similares que trouxe 18 artigos que desenvolveram esse tema entre 1970 e 2000, tais como Meyer e Pifer (1970), de acordo com Bellovary *et al* (2007).

Continuando sobre a evolução da metodologia, como pudemos ver na Tabela 1, houve grande popularização de modelos logit e probit a partir do final da década de 1970, mas só foram ultrapassar os modelos de MAD 10 anos depois, no final de década de 1980 de acordo com Bellovary *et al* (2007). Os modelos de regressão logística e probit são modelos mais sofisticados que usam escolhas binárias em distribuições logísticas cumulativas (logit) ou distribuições normais (probit) e trabalham com a probabilidade da ocorrência de eventos. No caso dos modelos de classificação de risco de falência, as opções são falência e não falência da empresa.

Um dos principais artigos da literatura após as publicações de Altman (1968), presentes em muitas citações sobre o tema, foi Ohlson (1980), que usa um modelo de regressão logística

(*logit*) e amostra de dados dos anos 1970 a 1976. A principal motivação do autor foi de reaplicar a metodologia que já havia sido aplicada em outros artigos nos anos anteriores com modelo *logit* e para um conjunto de dados ainda pouco explorado, as empresas falidas no período em questão.

O grande valor do artigo Ohlson (1980), no entanto, não é o rigor estatístico ou o período amostral, e sim o tamanho da amostra. Usando como referência o artigo publicado por Altman *et al* (1977), Ohlson (1980) traz uma amostra de 105 empresas que foram à falência e 2058 empresas que não foram à falência no período. Ohlson resume as principais conclusões afirmando que os principais fatores que afetam a probabilidade de falência de empresa são, nessa ordem: tamanho da empresa, algum indicador de sua estrutura de dívida, algum indicador de rentabilidade e finalmente algum indicador de liquidez.

Por outro lado, Ohlson (1980) vai em contramão aos autores da época, afirmando que a capacidade preditiva dos modelos previamente publicados, tais como Altman (1968,1977), Beaver (1966) e Edmister (1972), é superestimada pois alguns dos estudos foram feitos baseados em demonstrações financeiras publicadas no “*Moody’s Manual*”, que pode ter sido publicado depois que as empresas entraram com pedido de falência e assim eles superestimariam sua capacidade preditiva. Ohlson indica em seu artigo, que em seu modelo a fonte dos dados utilizada são as próprias demonstrações financeiras das empresas analisadas, explícitas em relação a data de publicação, um cuidado em relação a validade dos dados. Outro ponto interessante trazido por Ohlson (1980) sobre o cuidado com a data de referência dos dados, é que não se deve usar as últimas demonstrações financeiras anteriores ao evento de falência e sim as penúltimas, pois os últimos dados contábeis podem estar contaminados pelo processo de falência, como exemplo, uma empresa pode entrar com pedido de falência depois do fechamento do ano de referência, mas antes de divulgação das demonstrações contábeis. Como resultado em seu estudo, o erro é significativamente maior do que os estudos que utilizam amostras de indicadores financeiros de empresas anteriores a 1970. Ohlson atribui essa diferença em uma possível superestimação da capacidade preditiva dos modelos que não tomam o cuidado de buscar as demonstrações financeiras publicadas antes do evento de falência.

Como podemos ver na Tabela 1, a partir dos anos 1990 até 2004, o método mais utilizado para modelagem desse tipo de estudo foi o de redes neurais, esse modelo busca imitar o padrão humano para função de reconhecimento de acordo com e Anandarajan *et al* (2004) citado por Bellovary *et al* (2007). Redes neurais é um modelo de *machine learning* que buscar analisar

padrões entre os indicadores podendo ser aplicado para diversas análises voltadas à tomada de decisão. Nessa aplicação a tomada de decisão seria em prever o risco da empresa de ir ou não à falência. A amostra é dividida entre treino e teste; o modelo usa a parte de treino (em geral, maior em volume) para aprender como tomar a decisão correta e por fim aplicar no conjunto de teste usado para avaliar a capacidade preditiva do modelo

### 2.3 Estudos mais atuais sobre o tema

De acordo com Altman *et al* (1979), o primeiro artigo sobre previsão de problemas financeiros em empresas no Brasil foi publicado por Kanitz (1974). O artigo adapta Altman (1968) para a realidade brasileira, trazendo à ótica as dificuldades que as empresas brasileiras enfrentam, seja no âmbito fiscal, insegurança jurídica ou inflação, principal variável macroeconômica no período.

Em seu estudo com empresas brasileiras, Altman *et al* (1977) usou uma amostra de 58 empresas, com as informações financeiras coletadas até o primeiro semestre de 1977 dessas empresas. Sendo metade delas classificadas como “PS”, problema sério, e metade como grupo controle, aquelas que não tinham problemas financeiros aparentes (“NP” ou não-problema) e não foram à falência no período. Interessante ressaltar que foi feita uma análise descritiva na base de dados, trazendo para o leitor uma evolução dos níveis de endividamento ao longo da década de 1970.

Assaf e Brito (2008) trazem um ponto de vista mais tradicional para o desenvolvimento do modelo de risco de crédito, uma regressão logística (análise *logit*). Seu valor reside em fazer uma análise com dados mais atualizados, capturando e evolução da economia brasileira no início dos anos 2000, sobre o incipiente mercado de capitais brasileiro. De acordo com os autores, os únicos artigos sobre risco de crédito existentes até então sobre Brasil não tinham disponíveis dados e nem eventos de falência suficientes para a análise adequada. Em seu modelo, a variável dependente é categórica, sendo as empresas divididas entre “solvente” (baixo risco) e “insolvente” (alto risco). Neste estudo, Assaf e Brito (2008) utilizaram como fonte dos dados a Economatica (<https://economica.com>), plataforma de dados econômicos e financeiros da Economia. Foram usadas 30 empresas de capital aberto que faliram entre 1994 e 2004, de diferentes setores e 30 empresas de capital aberto do mesmo período que não foram concordatárias, usando um método

de emparelhamento baseado nos trabalhos de Beaver (1966), Altman (1968) e Sanvicente e Minardi (1998). Essa amostra representa aproximadamente 24% das empresas listadas na bolsa brasileira em 2004, de acordo com o Assaf e Brito (2008).

As variáveis explicativas utilizadas no modelo do artigo em questão, foram indicadores econômico-financeiros de liquidez, rentabilidade entre outros, usando a lógica de que as informações necessárias para prever a probabilidade da empresa de honrar suas dívidas estão presente nos demonstrativos de resultado da companhia, indicando que a saúde financeira da empresa é diretamente relacionada com a probabilidade de pagar o crédito, ou seja um risco de crédito menor.

Assaf e Brito (2008) usaram testes de diferenças de médias para entender quais indicadores são relevantes, chegando a quatro variáveis explicativas: Lucros retidos sobre o ativo, Endividamento financeiro, Capital de giro líquido e Saldo de tesouraria sobre vendas.

Amaral e Távora (2010) traz como principal contribuição a comparação entre uma regressão linear múltipla e um modelo de redes neurais para medir o comportamento do risco de crédito ao longo do tempo, usando variáveis macroeconômicas e não microeconômicas como o modelo de regressão logística de Assaf e Brito (2008). Ele baseia-se em Chu (2001) para trazer essas evidências, em linha com os trabalhos de Souza e Feijó (2007) e Linardi (2008) que usam também variáveis macroeconômicas em contraposição das variáveis microeconômicas, ou seja, os indicadores econômico-financeiros.

Como resultado foram usadas 19.628 empresas italianas e 147 eventos de *default*, também necessário ressaltar que esse número representa cerca 20% dos *defaults* que aconteceram na Itália nesse período. Os autores concluíram que custo de capital é a variável mais importante e determinante em relação a falência de uma firma, mas os indicadores financeiros complementam as variáveis econômicas em relação a análise. Por exemplo maiores níveis de rentabilidade e produtividade diminuem a probabilidade de calote, com impacto menor quando as empresas estão mais perto do calote e com maior significância quando estão nos anos anteriores ao evento.

De maneira complementar, Rezende et al (2017) busca trazer todas essas contribuições acerca de quais variáveis usar, no recorte da economia brasileira. Muito pautado no artigo de Assaf e Brito (2008), Rezende analisa todas as empresas não financeiras e não estatais que têm suas ações negociadas na bolsa de valores de São Paulo entre 2001 e 2014. A grande contribuição desse artigo foi utilizar variáveis explicativas macroeconômicas, que dizem respeito a economia do Brasil

como um todo e não são capturadas por indicadores financeiros da empresa. É assumido que as variáveis macroeconômicas afetam de maneira igual todo o universo de dados, e os valores foram corrigidos por inflação usando o índice IPCA, que nos dá uma visão real da evolução das empresas ao longo dos anos.

Mais recentemente, outras técnicas de aprendizado de máquina tais como florestas aleatórias (e extensões), boosting, SVM e técnicas baseadas em Deep Learning vêm sendo empregadas no problema de previsão de risco de falência (Aljawazneh et al. 2021; Almaskati et al., 2021; Aly, Alfonse e Salem, 2022 e Shetty, Musa e Brédart, 2022, por exemplo). Em boa parte dos estudos o modelo logístico continua sendo utilizado como benchmark para avaliar a eficiência das técnicas.

### 3. Metodologia

Nesta seção apresentamos a metodologia usada no estudo, e justificamos sua adequação à amostra e à economia brasileira.

Press e Wilson (1978) e Rezende *et al* (2017), concluíram pela qualidade da regressão logística na previsão de falências, dessa maneira será a metodologia aplicada nesse trabalho.

#### 3.1 Amostra

Para se definir o evento de default, foi utilizado o critério de classificação da plataforma Bloomberg, que classifica a empresa como “*bankrupt*” ou falida a partir do pedido de recuperação judicial, desse modo a variável resposta do estudo é a classificação de uma empresa entre “falência” que quando a empresa pediu recuperação judicial, ou “não falência” quando a empresa não pediu recuperação judicial até o momento. Apesar de recuperação judicial não representar falência *stricto sensu*, esse conceito foi utilizado, pois além de atender aos propósitos do estudo, é uma informação confiável disponível publicamente e infere algum tipo de impacto efetivo para os credores da empresa, impedidos de executar suas dívidas com uma recuperação judicial em curso. Para fins de simplificação, neste trabalho, a partir de agora trataremos o evento de pedido de recuperação judicial como evento de falência.

As empresas elegíveis para a amostra são empresas brasileiras de capital aberto, negociadas na bolsa de valores de São Paulo, que tiveram uma trajetória de deterioramento nos indicadores econômico-financeiros da companhia e que resultou em um pedido de recuperação judicial, tendo a empresa encerrado suas operações ou não.

Para a definição da lista de empresas, pesquisou-se toda a base de dados de empresas domiciliadas no Brasil da plataforma Bloomberg. Foram identificadas 58 empresas que entraram com pedido de recuperação judicial entre 1989 e 2023, estas definidas como “falidas”.

Além da amostra de empresas que faliram, identificou-se pelo menos uma empresa que não faliu para cada empresa que faliu, para compor uma amostra de controle. A metodologia do pareamento seguiu Assaf e Brito (2008) e Sanvicente e Minardi (1998), chamada de amostragem por julgamento, onde se pareiam empresas de mesmo setor e tamanhos próximos, uma tentativa de isolar o efeito do processo de falência nas demonstrações contábeis da companhia. Para fazer o

pareamento, foi feito um “*screening*” no Economatica com todas as empresas que em algum momento tiveram seu capital negociado na bolsa de valores de São Paulo, importando também o setor NAICS (<https://www.naics.com>) nível 1, 2 e 3 de cada empresa, seu ativo total e seu valor de mercado ao longo dos anos, como proxy para definir empresas de tamanhos similares.

O setor NAICS é uma variável categórica internacionalmente usada para se definir o setor econômico de uma empresa, em três níveis, sendo que maior o nível maior a especificidade da categoria. Para o trabalho, foi utilizado o setor NAICS nível 2, de modo a não generalizar demais as empresas, mas também não reduzir demais o número de possíveis pares.

Para se definir o ano em que seriam colhidas as informações financeiras para o pareamento e para a construção da amostra, foi usado o seguinte critério:

- Para empresas que faliram no 2º semestre, foram usadas as demonstrações financeiras do fechamento do ano anterior;
- Para empresas que faliram no 1º semestre, foram usadas as demonstrações financeiras do fechamento referente a dois anos anteriores ao evento de falência, de modo a tentar não contaminar a amostra com demonstrações que não refletem o real estado da empresa.

A variável utilizada como *proxy* para o tamanho da empresa foi o ativo total, pois foi a que tinha dados mais completos para a amostra.

Das 58 empresas inicialmente escolhidas, 9 foram excluídas da base por estarem fora do escopo da amostra, entre elas a Americanas S.A. que faliu não por uma trajetória da falência e sim um choque em seu balanço, e outras 11 foram excluídas da amostra por não terem demonstrações financeiras publicadas em anos anteriores próximos ao evento de falência e assim não poderiam ser usadas por falta de dados. Necessário ressaltar que, em dois casos da amostra e visando usar os dados mais completos e corretos possíveis para o trabalho, foram feitas aproximações para empresas que não tinham dados disponíveis para o ano correto e sim para o ano anterior. E em outros dois casos não havia empresas do mesmo setor NAICS nível 2 de capital aberto, então manualmente foram escolhidas empresas para parear que tinham o mesmo setor NAICS nível 1 e atividade similar para fazer o pareamento.

Como resultado, foram usadas para o trabalho uma amostra de 38 empresas que faliram e 64 empresas que não faliram, sendo que 38 dessas 64 empresas foram pareadas 1 a 1 com as 38 empresas que faliram e as outras 26 empresas que não faliram foram coletadas como um segundo par para empresas que faliram, de modo a dar mais robustez à base de dados e aumentar o tamanho

da amostra. As 12 empresas que tiveram somente um par designado a elas não tinham outras empresas disponíveis para o pareamento. No total, foram usadas 95 empresas diferentes, sendo que 7 delas foram repetidas entre pares e falências, resultando em uma amostra total de 102 empresas distribuídas entre 25 setores econômicos. O quadro completo de empresas e seus pares estão apresentadas no Apêndice A deste trabalho.

Apesar do tamanho da amostra não ser elevado, deve-se considerar que o mercado de capitais no Brasil não é desenvolvido, em comparação ao mercado de capitais americano, em relação a número de empresas, dessa maneira espera-se que a amostra seja menor. Empresas de capital aberto seguem um rígido regime de governança e transparência, com acesso ao capital e vantagens comparativas em relação a empresas menores, dessa maneira é esperado que poucas empresas de capital aberto tenham pedido recuperação judicial. Entretanto, é necessário ressaltar que existe a probabilidade de que a fonte primária das empresas que faliram não compreender o universo total de empresas que entraram com pedidos de recuperação judicial no Brasil, pois a Bloomberg não é uma fonte oficial da B3 e sim uma plataforma de dados amplamente utilizada pelo mercado. Além disso, de acordo com Assaf e Brito (2008), a média anual de companhias abertas entre 1994 e 2004 foi de 250. Sob uma ótica mais atual, de acordo o Valor o pico da quantidade de empresas listada na B3 foi em 1996 com 550 empresas, esse número diminuiu para cerca de 400 empresas em 2007 e 2019 eram 328 companhias que tinham seu capital listado. Dessa maneira, é possível inferir que a amostra de 38 empresas de capital aberto que faliram faz jus ao tamanho do mercado de capitais brasileiro.

### 3.2 Variável resposta

O objetivo do trabalho é construir um modelo de classificação para falência das empresas de capital aberto no Brasil, usando seus indicadores econômico-financeiros como variável independente. Como variável dependente, foi criada a variável categórica “Falência” onde as empresas que faliram foram atribuídas ao valor 1 (verdadeiro) e as empresas pares (que não faliram) foram atribuídas o valor 0 (falso).

Dessa maneira, por meio de um modelo de regressão logística, é possível determinar se um indicador econômico-financeiro afeta a probabilidade de a empresa falir ou não.

### 3.3 Variáveis explicativas

Partindo dos indicadores usados em Assaf e Brito (2008), foram usadas como variáveis explicativas índices econômico-financeiros que refletem a saúde financeira e operacional da empresa, com foco em endividamento, capital de giro e liquidez. Em adição, foram inseridos quatros indicadores usados na análise de crédito de empresas, visando aumentar a cobertura das variáveis iniciais e aumentando a probabilidade de alguma variável ser significativa para o modelo.

O Quadro 1 traz a descrição das siglas utilizadas nas fórmulas de cálculo das variáveis econômico-financeiras.

Quadro 1— Abreviações para os indicadores econômico-financeiros

<b>Notação das fórmulas dos indicadores econômico-financeiros</b>			
<b>Sigla</b>	<b>Descrição</b>	<b>Sigla</b>	<b>Descrição</b>
AC	Ativo circulante	LAJIR	Lucro antes dos juros e imposto de renda
ACF	Ativo circulante financeiro	LL	Lucro líquido
ACO	Ativo circulante operacional	PC	Passivo circulante
AP	Ativo permanente	PCF	Passivo circulante financeiro
AT	Ativo total	PCO	Passivo circulante operacional
DF	Despesas financeiras	PL	Patrimônio líquido
ELP	Exigível a longo prazo	RL	Reserva de Lucros
ELPF	Exigível a longo prazo financeiro	RLP	Realizável a longo prazo
FCO	Fluxo de caixa das operações	VL	Vendas líquidas
LA	Lucros Acumulados		

Fonte: Elaborado pelo Autor

Foram calculados os indicadores financeiros do Quadro 1, a partir das fórmulas apresentadas no Quadro 2. Importante ressaltar que as empresas têm estrutura de capital e operacionais diferentes, de maneira em que os conceitos foram aproximados para se ajustar à disponibilidade de dados e para refletir corretamente o indicador econômico-financeiro em questão.

No total, foram utilizados 29 indicadores econômico-financeiros para o trabalho, identificados por códigos de X1 a X29 para facilitar a escrita sem prejuízo de abreviações. Entre os indicadores, 11 são indicadores de liquidez, dentre esses também indicadores de capital de giro, 9 são indicadores de rentabilidade e de geração de caixa em relação a passivos e 9 são indicadores de endividamento e estrutura de capital.

Quadro 2— Relação das variáveis explicativas

Cálculo das variáveis explicativas		
Código	Índice Econômico - Financeiro	Fórmula
X1	Liquidez geral	$(AC + RLP) / (PC + ELP)$
X2	Liquidez corrente	$AC / PC$
X3	Liquidez seca	$(AC - ESTOQUES) / PC$
X4	Liquidez imediata	$DISPONÍVEL / PC$
X5	Retorno sobre o patrimônio líquido	$LL / PL$ inicial
X6	Retorno sobre o ativo	$LAJIR / AT$
X7	Retorno sobre vendas	$LL / VL$
X8	Giro do ativo	$VL / AT$
X9	Margem operacional	$LAJIR / VL$
X10	Lucro operacional sobre despesas financeiras	$LAJIR / DF$
X11	Patrimônio líquido sobre ativo	$PL / AT$
X12	Lucros retidos sobre ativo	$(LA + RL) / AT$
X13	Patrimônio líquido sobre exigível total	$PL / (PC + ELP)$
X14	Endividamento total	$(PC + ELP) / AT$
X15	Endividamento de curto prazo	$PC / AT$
X16	Endividamento financeiro	$(PCF + ELPF) / AT$
X17	Imobilização do patrimônio líquido	$AP / PL$
X18	Estoques sobre ativo	$ESTOQUES / AT$
X19	Capital de giro líquido	$(AC - PC) / AT$
X20	Necessidade de capital de giro	$(ACO - PCO) / AT$
X21	Saldo de tesouraria sobre ativo	$(ACF - PCF) / AT$
X22	Saldo de tesouraria sobre vendas	$(ACF - PCF) / VL$
X23	Fluxo de caixa operacional sobre ativo	$FCO / AT$
X24	Fluxo de caixa operacional sobre exigível total	$FCO / (PC + ELP)$
X25	Fluxo de caixa operacional sobre endiv. financeiro	$FCO / (PCF + ELPF)$
X26	Dívida Líquida/EBIT	$(PCF - ACF) / EBIT$
X27	Dívida CP/Dívida Total	$PCF / (PCF + ELPF)$
X28	Dív Líquida/FCO	$(PCF - ACF) / FCO$
X29	Alavancagem	$AT / PL$

Fonte: Elaborado pelo Autor

### 3.4 Análise descritiva

Na Tabela 3 abaixo podemos ver algumas estatísticas descritivas básicas da base de dados, foram usadas a média e a mediana para medida de tendência central, além do desvio-padrão e o tamanho da amostra para cada variável. As medidas de dispersão e outras estatísticas descritivas podem ser encontradas no Apêndice B deste trabalho.

Além das estatísticas descritivas, é apresentada o *odds ratio* de cada variável. O *odds ratio*, ou razão de chances, é uma maneira de interpretar os coeficientes de uma regressão logística. Para

cada variável, essa medida é estimada por  $e^{\text{coeficiente}}$ . Essa medida expressa o risco de ocorrência de falência para cada aumento de uma unidade na variável explicativa. Assim, para verificar a importância de cada variável separadamente, e levando em conta o pareamento realizado, foram ajustados modelos de regressão logística (um para cada variável explicativa), por meio do qual foram estimados os OR, associados a cada variável. São também apresentadas as significâncias dos OR e intervalos de 95% de confiança a eles associados.

Tabela 3— Estatísticas descritivas da base completa

Variável	Falência				Pares				OR	valor-p	Liminf	Limsup
	Mediana	Média	Desvio - Padrão	N	Mediana	Média	Desvio - Padrão	N				
<b>Liquidez Geral</b>	1,12	1,31	1,15	38	1,85	7,66	21,45	64	0,2213568	<b>0,1%</b>	0,0941190	0,5206049
<b>Liquidez Corrente</b>	0,79	0,89	0,59	38	1,28	2,84	5,10	64	0,0507272	<b>0,0%</b>	0,0111202	0,2314040
<b>Liquidez Seca</b>	0,59	0,65	0,53	38	0,98	2,42	5,10	64	0,0429403	<b>0,0%</b>	0,0088087	0,2093237
<b>Liquidez Imediata</b>	0,52	0,75	0,61	29	0,94	4,76	5,89	48	0,1790104	<b>1,0%</b>	0,0485006	0,6607078
Retorno sobre PL	-0,12	-0,41	2,63	38	0,09	0,06	0,75	64	0,6914294	10,6%	0,4420861	1,081406
<b>Retorno sobre o ativo</b>	-0,03	-0,02	0,22	38	0,06	0,06	0,10	64	0,0007626	<b>0,6%</b>	0,00000441	0,1319149
<b>Margem Líquida</b>	-0,16	-0,84	2,08	38	0,05	0,31	1,79	62	0,4721677	<b>3,0%</b>	0,2401341	0,9284078
Giro do ativo	0,48	0,71	0,76	38	0,72	0,82	0,54	62	0,6451085	38,8%	0,2386055	1,744155
<b>Margem operacional</b>	-0,04	-0,32	1,05	38	0,10	0,40	1,68	62	0,4778265	<b>6,1%</b>	0,2208826	1,033663
Lucro operacional/ despesa financeira	-0,23	-1,11	4,37	38	1,45	-1,84	94,93	62	0,9905637	31,3%	0,9724934	1,00897
<b>PL/Ativo</b>	0,11	-0,14	0,88	38	0,46	0,41	0,46	64	0,0176157	<b>0,0%</b>	0,0019875	0,1561356
<b>Lucros retidos sobre o ativo</b>	-0,21	-0,65	0,95	38	0,07	-0,02	0,55	64	0,0517182	<b>0,0%</b>	0,0101404	0,2637745
<b>PL/Exigível total</b>	0,12	0,31	1,15	38	0,85	6,65	21,45	64	0,2220308	<b>0,1%</b>	0,0944766	0,5217978
<b>Endividamento total</b>	0,89	1,14	0,88	38	0,54	0,59	0,46	64	57,2140300	<b>0,0%</b>	6,438734	508,399
<b>Endividamento de curto prazo</b>	0,43	0,55	0,40	38	0,25	0,29	0,34	64	57,6210000	<b>0,1%</b>	4,830228	687,3752
<b>Endividamento financeiro</b>	0,37	0,53	0,69	38	0,27	0,26	0,20	60	58,1823800	<b>0,2%</b>	4,388742	771,3348
Imobilização do PL	0,69	1,49	4,39	37	0,71	2,04	4,59	64	1,0127430	82,7%	0,9042045	1,134309
Estoques sobre ativo	0,09	0,10	0,12	34	0,10	0,11	0,09	64	0,1398335	58,1%	0,0001289	151,6899
<b>CGL</b>	-0,08	-0,19	0,42	38	0,07	0,10	0,34	64	0,0021862	<b>0,0%</b>	0,000775	0,0616716
Necessidade de CG	0,03	0,05	0,22	29	0,10	0,16	0,38	48	0,3551544	28,1%	0,05418	2,328067
<b>Saldo da tesouraria sobre ativo</b>	-0,10	-0,10	0,26	29	-0,01	0,02	0,16	48	0,0024965	<b>0,8%</b>	0,0000304	0,2051899
Saldo da tesouraria sobre vendas	-0,22	-0,01	2,94	29	-0,03	0,30	5,85	47	1,0190100	77,3%	0,8967569	1,157929
<b>FCO/AT</b>	0,02	0,01	0,09	29	0,06	0,07	0,12	48	0,0074372	<b>9,6%</b>	0,000234	2,368528
<b>FCO/Passivo</b>	0,01	0,02	0,12	29	0,11	0,24	0,25	48	0,0090449	<b>1,4%</b>	0,0002085	0,3924237
<b>FCO/Endiv Finan</b>	0,08	0,08	0,32	29	0,18	0,49	0,51	45	0,1066485	<b>1,1%</b>	0,0189666	0,59968
<b>Dívida Líquida/EBIT</b>	-1,21	-9,35	24,34	29	1,50	5,90	9,73	48	0,9438637	<b>3,0%</b>	0,895807	0,9944985
<b>Dívida CP/Dívida Total</b>	0,58	0,55	0,32	37	0,35	0,41	0,28	59	13,7422100	<b>1,9%</b>	1,527145	123,6611
Dívida Líquida/FC Operacional	3,12	12,71	35,83	29	1,14	-3,83	200,77	48	1,0000660	97,2%	0,9963555	1,003791
Alavancagem	2,60	4,26	11,01	38	2,10	4,97	8,72	64	1,0030390	91,2%	0,95047	1,058515

Fonte: Elaborado pelo Autor

É possível observar que existem indicadores que são mais saudáveis para a empresa se estes são maiores e vice-versa, como os indicadores de endividamento. Em geral, observa-se que os indicadores de liquidez das empresas falidas são significativamente mais baixos, indicadores de rentabilidade nas empresas falidas são até mesmo negativos, e em empresas pares são valores positivos, variáveis de endividamento indicando um endividamento maior e com vencimentos mais curtos para empresas que faliram e finalmente uma estrutura de capital mais alavancada em

relação ao Patrimônio Líquido. Necessário destacar as estatísticas do indicador Dívida Líquida/EBIT, uma proxy para o indicador Dívida Líquida/EBITDA usado na análise de crédito das empresas, onde o caixa é subtraído das dívidas para o cálculo da dívida líquida e então comparada ao potencial de geração de caixa da empresa. No caso desse indicador, é necessário tomar conclusões com cautela, pois é uma relação em que tanto o denominador quanto o numerador pode ser positivo ou negativo para ambos os grupos de empresas, mas na média as empresas que faliram têm um EBIT negativo e uma Dívida Líquida positiva, em ordem de 21% maior do que o EBIT.

Podemos observar também o OR de cada variável em relação a variável resposta, respeitando um nível de significância de 10%, destaca-se o OR das variáveis de endividamento, que são significantes para a análise e tem OR altos em relação as outras variáveis. Isso implicaria, em um modelo univariado de regressão logística, que usando por exemplo o endividamento financeiro como variável explicativa para o cálculo da probabilidade de falência, as empresas que tiverem um aumento de uma unidade em endividamento financeiro, teriam um aumento de 58,2x na razão de chances de falir, fazendo o corte padrão de 50% no modelo de regressão. É possível ver que os resultados da razão de chances são condizentes com as médias e com os conceitos dos indicadores, onde o endividamento de uma empresa é o maior fator de aumento na probabilidade de falência, mas queda de liquidez, queda na rentabilidade e aumento nos vencimentos de curto prazo do endividamento também afetam positivamente a chance de a empresa falir.

## 4. Modelo econométrico

Nesta seção, é apresentado o modelo econométrico e seus resultados. Foi adotado um modelo de regressão logística por ser o benchmark da área e por propiciar a possibilidade de analisar o impacto de cada variável preditora sobre a probabilidade de falência. O modelo utilizado foi:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k,$$

em que  $p$  é a probabilidade de ocorrer falência,  $X_i$  são as variáveis independentes e  $b_i$  os coeficientes do modelo. Além das variáveis  $X_1$  a  $X_{29}$ , foram incluídas variáveis indicadoras do pareamento, cujos efeitos não serão reportados neste trabalho.

### 4.1 Variáveis selecionadas para o modelo

A seleção de variáveis explicativas para o modelo final foi feita aplicando o método *backward*. Foi ajustado um modelo com todas as variáveis, e variáveis não significativas foram retiradas uma a uma levando-se em consideração os p-valores a elas associados. A variável com p-valor não significativo era retirada do modelo, até que restassem apenas variáveis com efeitos significativos sobre a probabilidade de falência.

Como resultado, as variáveis selecionadas foram “Liquidez Corrente”, “Margem Operacional”, “Endividamento financeiro” e “Saldo da tesouraria sobre vendas”. Essas variáveis compreendem o escopo de análise dos indicadores, pois nos trazem informações sobre o impacto da liquidez da empresa na probabilidade de falência, impacto da saúde operacional e rentabilidade da empresa, impacto do endividamento e impacto da geração de caixa. Em outras palavras, liquidez corrente é a liquidez de curto prazo da empresa, a capacidade da empresa de lidar com seus compromissos de curto prazo usando seus ativos de curto prazo. A margem operacional diz respeito a eficiência operacional da empresa, mostrando quanto de suas vendas a empresa transforma em caixa, o endividamento financeiro indica o quão endividada e empresa está em relação aos seus ativos totais e por fim o saldo da tesouraria sobre vendas é uma medida parecida com a margem operacional, mas em vez de analisar o potencial de geração de caixa (LAJIR ou

EBIT) esse indicador analisa o quanto efetivamente a companhia tem de caixa em relação as suas vendas líquidas.

#### 4.2 Modelo Estimado

O modelo estimado é dado por:

$$\ln\left(\frac{\hat{p}}{1-\hat{p}}\right) = 1,27 - 3,28X_2 - 2,61X_9 + 5,40X_{16} + 0,46X_{22}$$

Os coeficientes assumiram valores esperados, onde os indicadores de liquidez e eficiência têm sinal negativo, pois empresas com mais liquidez e eficiência tem uma menor probabilidade de falir, indicador de endividamento com módulo maior e correlação positiva com a probabilidade de falência, faz sentido por empresas vão a falência para se proteger da cobrança de dívidas. E por fim indicador de dívida em relação as vendas, indica que quanto maior a diferença entre dívida de curto prazo e caixa, interpretados em termos da receita líquida, maior a probabilidade de falir.

A Tabela 5 descreve o modelo segundo os *odds ratio* associados a cada variável.

Tabela 5— Resultados da regressão logística

Variável	OR	valor-p	Liminf	Limsup
Liquidez Corrente	0,0376321	0,006	0,0036761	0,385235
Margem operacional	0,0737876	0,01	0,0102453	0,5314246
Endividamento financeiro	221,8673	0,059	0,8170418	60247,95
Saldo da tesouraria sobre vendas	1,582699	0,015	1,094647	2,288352

Fonte: Elaborado pelo Autor

De maneira similar ao que foi feito na análise descritiva desse trabalho, podemos interpretar os OR em função do impacto de aumento de uma unidade na variável explicativa na razão de chances de a empresa falir, *ceteris paribus*. Os resultados da regressão logística podem ser observados na Tabela 5, com as variáveis utilizadas no modelo, seu respectivo p-valor e o intervalo de confiança para o OR.

Como resultado, adotando um p-valor de 10%, podemos ver que as quatro variáveis apresentadas são significantes estatisticamente. Ao analisarmos a primeira variável,  $X_2$  ou

Liquidez Corrente, podemos concluir que o aumento de uma unidade na liquidez corrente da empresa causa um impacto de diminuir a probabilidade de falência, pois seu  $OR < 1$ .

O impacto também pode ser medido de maneira inversa, logo o aumento de uma unidade na liquidez corrente diminui em 26,57 a chance de uma empresa falir, o aumento de uma unidade na margem operacional (X9) diminui em 13,55 a chance de uma empresa falir. Em relação as variáveis que afetam positivamente a probabilidade de falência, temos endividamento financeiro (X16) que aumenta em 221,87 a chance de falência e o Saldo da tesouraria sobre vendas (X22) que aumenta em 1,58 a chance de falência.

### 4.3 Validação do Modelo

Para avaliar a qualidade do modelo, foram feitos estudos em relação a sua capacidade de previsão e classificação. Em relação a capacidade de previsão e classificação do modelo, foi construída uma matriz de classificação para mostrar como o modelo classificou a amostra de empresas. Foi utilizado como ponto de corte da classificação o valor 50%, desse modo qualquer empresa que tenha probabilidade de falir prevista pelo modelo maior que esse valor é classificado como falida e se for menor que 50%, é classificada como não falida.

Como é possível observar na Tabela 6, o modelo classificou corretamente 19 empresas que faliram como falência e 39 empresas que não faliram como não falência, atingindo um valor de predição positivo de 76% e um valor de predição negativo de 81%. De modo geral, o modelo classificou corretamente 79,45% da amostra.

Tabela 6: Matriz de classificação do modelo

<b>Classificação</b>			
<b>Classificado</b>	<b>Falência</b>	<b>Par</b>	<b>Total</b>
Falência	19	6	25
Par	9	39	48
<b>Total</b>	<b>28</b>	<b>45</b>	<b>73</b>

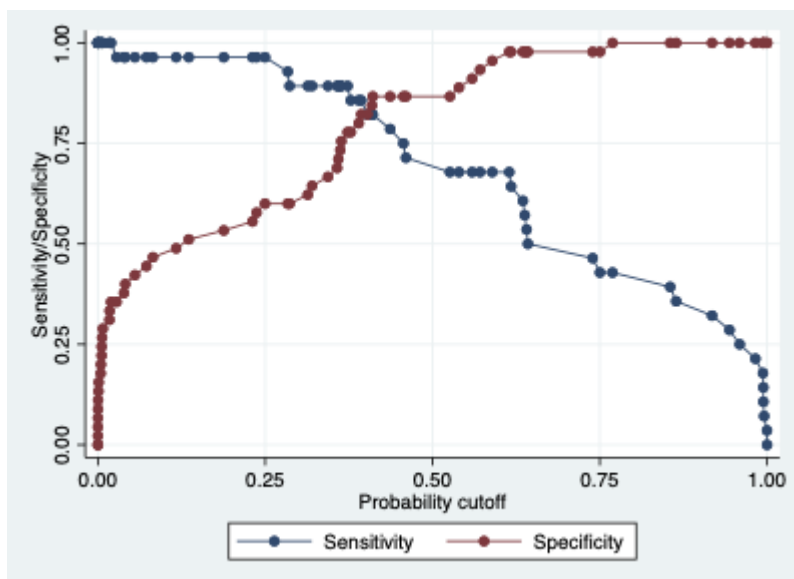
Fonte: Elaborado pelo Autor

O erro de classificar uma empresa que não faliu como falência ocorreu em 18,75% dos casos, e o erro de classificar uma empresa falida como não falida, em 24% dos casos. Outro ponto

de visto considerado para a validação do modelo foi a proporção entre sensibilidade e especificidade, adotando o corte padrão de 50%. Sensibilidade é a medida que mostra a capacidade do modelo em classificar corretamente as empresas que faliram como falência, levando em consideração a taxa de falso negativo e especificidade é a capacidade do modelo em classificar corretamente as empresas que não faliram como pares, levando em consideração a taxa de falsos positivos.

Em relação a sensibilidade e especificidade, o modelo teve uma sensibilidade de 67,86% e especificidade de 86,67%. No Gráfico 1 é possível ver as curvas de sensibilidade e especificidade, e o ponto de encontro entre as duas curvas, onde sua soma é maior se encontrar por volta de 40%.

Gráfico 1: Curvas de especificidade e sensibilidade



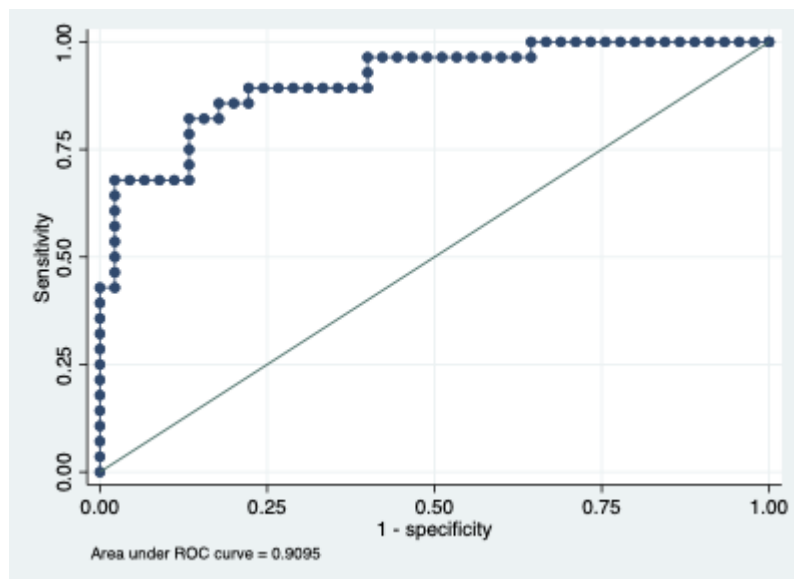
Fonte: Elaborado pelo Autor

De maneira complementar as curvas de sensibilidade e especificidade, foi construída uma curva ROC (*Receiver Operating Characteristic*), que de acordo com Oliveira e Andrade (2002) é uma técnica útil para a validação dos modelos de risco de crédito. Para construção da curva ROC são calculadas as taxas de sensibilidade e especificidade do modelo considerando um conjunto de pontos de corte entre 0 e 1, e então o gráfico é feito com sensibilidade no eixo X e 1-especificidade no eixo Y, de maneira a capturar a relação inversa do indicador. A área embaixo da curva (AUC) mede a capacidade total de discriminação do modelo e é um dos principais indicadores de

qualidade de classificação e previsão. Para a avaliação do resultado da curva ROC, Hosmer e Lemeshow (2000) estabeleceram uma regra geral:

- AUC entre 70% e 80%: Capacidade de discriminação aceitável
- AUC entre 80% e 90%: Capacidade de discriminação excelente
- AUC acima de 90%: Capacidade de discriminação excepcional

Gráfico 2: Curva ROC



Fonte: Elaborado pelo Autor

Como é possível observar no Gráfico 2, o modelo teve uma AUC de 90,25%, o que no limite classifica como modelo de capacidade de discriminação excepcional, de acordo com os parâmetros estabelecidos por Hosmer e Lemeshow (2000).

Um ponto importante é que as análises realizadas para aferir a qualidade preditiva do modelo foram aplicadas à mesma amostra utilizada para estimá-lo. Isso nos leva a desconfiar que, em uma aplicação real, o desempenho do modelo não será tão bom quanto o encontrado. Além disso, o pequeno tamanho amostral favorece a ocorrência de overfitting. De qualquer modo, essas análises servem para aferir a qualidade de ajuste do modelo.

## 5. Conclusão

O objetivo desse trabalho era identificar bons preditores de falência de empresas por meio da construção de um modelo de previsão de falência para empresas de capital aberto no Brasil, considerando uma extensa revisão bibliográfica apoiada em diversos autores tanto nacionais quanto internacionais, ao longo da evolução histórica de estudos sobre o tema. O modelo foi construído utilizando a técnica estatística de regressão logística, interpretado de acordo com o objetivo da análise e dele foram tiradas conclusões em relação ao impacto de indicadores econômico-financeiros na probabilidade de levar uma empresa de capital aberto a falência.

### 5.1 Discussão dos resultados

As principais conclusões a partir da análise dos resultados do modelo, são que para a previsão de probabilidade de falência, muitas variáveis são significativas individualmente, mas dentro do modelo de regressão logística as variáveis de Liquidez Corrente, Margem Operacional, Endividamento Financeiro e Saldo da tesouraria sobre vendas formam um conjunto consistente de informações que importam para a previsão.

Em relação a qualidade do modelo, mediu-se por meio de uma curva ROC que o modelo tem um potencial de poder preditivo excepcional, mas que poderia ter sido melhor ajustado com um valor de corte mais adequado à amostra, e mesmo assim atingiu valores relevantes chegando a uma assertividade de quase 80% na classificação da amostra entre empresas que faliram e empresas que não faliram. Considerando que a amostra de dados não é extensa, tem uma alta dispersão e muitas das variáveis tem cerca de 25% da amostra sem dados, o modelo atingiu seu objetivo de trazer conclusões assertivas e conseguir prever corretamente a probabilidade de falência de acordo com as demonstrações financeiras das empresas de capital aberto no Brasil.

### 5.2 Relevância das descobertas

Esse trabalho também serve ao propósito de confirmar que as demonstrações contábeis têm fundamentação empírica em sua capacidade explicativa e preditiva em relação a trajetória das

empresas, reforçando a importância que tais indicadores têm no campo de análise de risco de crédito.

Por um lado, muitas das empresas que entraram com pedidos de recuperação judicial continuam em operação, muitas até negociadas em bolsa, isso é contraditório quando se olha em termos da motivação do trabalho. Quando se tem uma cultura de pedir recuperação judicial por incerteza ou receio da conjuntura econômica, um poder judiciário que acata os pedidos sem haver realmente a necessidade, perde-se o propósito da análise. De nada adianta construir um modelo para previsão de pedidos de falência, se na realidade o pedido de falência não implica na liquidação da empresa e na cessão de suas operações, sendo um artifício das gestões de grandes corporações de se proteger da execução de seus credores.

### 5.3 Considerações para pesquisa futura

É muito importante que dados de empresas de capital aberto sejam mais transparentes e disponíveis para pesquisas, neste estudo foi necessário adotar um período amostral de mais de 30 anos, visando aumentar a robustez da amostra, mas o que conceitualmente pode afetar a qualidade do modelo, pois indicadores econômico-financeiros que impactavam uma empresa da década de 90 não necessariamente vão impactar as empresas da década de 2010 da mesma maneira, por contrário. A economia brasileira é tão volátil e evoluiu tanto ao longo desses 30 anos, que seria necessário incluir no modelo variáveis macroeconômicas que contam a história da economia brasileira nesse período, ou até índices como “*Rule of Law*” criado pelo World Justice Project ou o “*Ease of doing business*” criado pelo Banco Mundial. Pela perspectiva de análise de crédito, o mundo ideal seria dividir os estudos em períodos amostrais menores, com empresas que sofreram menos mudanças macroeconômicas e sofreram menos influência política, principalmente com uma divisão de setores mais específica, associado não só por setor NAICS mas sim incluindo a cultura da empresa, características do produto, base de clientes, fatores que hoje não são incluídos nos modelos e análises de risco de crédito por causa da baixa disponibilidade de dados.

Um ponto a ser investigado é o efeito do aumento da janela de tempo entre o evento de falência e os indicadores contábeis.

Uma limitação deste estudo, acarretada pela baixa frequência de eventos de falência na base de dados utilizada, é a ausência de uma amostra de validação para avaliar de maneira mais apropriada a capacidade preditiva do modelo.

Por fim, para eventuais avanços sobre o tema, seria interessante utilizar as ideias levantadas nos parágrafos anteriores, mas principalmente uma lista de empresas mais atualizada, mais completa. Talvez seja mais interessante aplicar a metodologia deste trabalho em uma base privada, com falências de diferentes características para uma amostra de mais qualidade, com menos setores e menos dispersão entre os indicadores, um bom candidato de setor a ser analisado seria o setor das empresas médias, definido por aquelas empresas que tem faturamento anual na faixa de R\$30mi a R\$300mi.

## Referências

ALJAWAZNEH, Huthaifa; MORA, Antonio M.; GARCÍA-SÁNCHEZ, Pablo; CASTILLO-VALDIVIESO, Pedro A. Comparing the performance of deep learning methods to predict companies' financial failure. **IEEE Access**, v. 9, p. 97010-97038, 2021.

ALMASKATI, Nawaf; BIRD, Ron; YEUNG, Danny; LU, Yue. A horse race of models and estimation methods for predicting bankruptcy. **Advances in accounting**, v. 52, p. 100513, 2021.

ALTMAN, Edward I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. **The journal of finance**, v. 23, n. 4, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, Edward I.; HALDEMAN, Robert G.; NARAYANAN, Paul. ZETA™ analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. **Journal of banking & finance**, v. 1, n. 1, p. 29-54, 1977.

ALTMAN, Edward I.; BAIDYA, Tara KN; DIAS, Luiz Manoel Ribeiro. Previsão de problemas financeiros em empresas. **Revista de administração de empresas**, v. 19, p. 17-28, 1979.

ALY, Samar; ALFONSE, Marco; SALEM, Abdel-Badeeh M. Bankruptcy prediction using artificial intelligence techniques: A survey. **Digital Transformation Technology: Proceedings of ITAF 2020**. Springer Singapore, 2022. p. 335-360.

AMARAL JÚNIOR, João Bosco; TÁVORA JÚNIOR, José Lamartine. Uma análise do uso de redes neurais para a avaliação do risco de crédito de empresas. **Revista do BNDES**, v. 34, p. 133-180, 2010.

BEAVER, William H. Financial ratios as predictors of failure. **Journal of accounting research**, p. 71-111, 1966.

BELLOVARY, Jodi. L.; GIACOMINO, Don E.; AKERS, Michael D. A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. **Journal of Financial Education**, v.33, p.1-42, 2007.

BOTTAZI, Giulio; GRAZZI, Marco; SECCHI, Angelo; TAMAGNI, Federico. Financial and economics determinants of firm default. **Journal of evolutionary economics** v. 21, p. 373-406, 2011.

BRITO, Giovani A. S.; ASSAF NETO, Alexandre. Modelo de classificação de risco de crédito de empresas. **Revista de Contabilidade Financeira – USP**, São Paulo, v.19, n. 46, p.18 – 29, 2008.

CAOUILLE, J. B.; ALTMAN, E.; NARAYANAN, P. Gestão do risco de crédito: o próximo grande desafio financeiro. **Qualitymark**, 1999.

CHU, Victorio Y. T. Principais Fatores Macroeconômicos da Inadimplência Bancária no Brasil. **Juros e spread bancário no Brasil: avaliação de dois anos do projeto.** , p. 41-44, 2001.

CHUDSON, Walter A. The Pattern of Corporate Financial Structure. **National Bureau of Economic Research**, p. 13, 1945.

DIMITRAS, Augustinos I.; ZANAKIS, Stelios H.; ZOPOUNIDIS, Constantin. A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. **European journal of operational research**, v. 90, n. 3, p. 487-513, 1996.

EDMISTER, Robert O. An empirical test of financial ratio analysis for small business failure prediction. **Journal of Financial and Quantitative analysis**, v. 7, n. 2, p. 1477-1493, 1972.

FITZPATRICK, Paul J. A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies. **The Certified Public Accountant**. v (October, November, December). P.598-605, p. 656-662, and p. 727-731, respectively, 1932

HOSMER, David W.; LEMESHOW, Stanley. A goodness-of-fit test for the multiple logistic regression model. **Communications in Statistics**. A10, p.1043- 1069, 1980

KANITZ, S. Como prever a falência de empresas. **Exame**, 1974.

LIANG, Deron; LU, Chia-Chi; TSAI, Chih-Fong; SHIH, Guan-An. Financial ratios and corporate governance indicators in bankruptcy prediction: A comprehensive study. **European journal of operational research**, v. 252, n. 2, p. 561-572, 2016.

LINARDI, Fernando M. **Avaliação dos determinantes macroeconômicos da inadimplência bancária no Brasil**. Dissertação (Mestrado em Economia) - Centro de Desenvolvimento e Planejamento Regional da Faculdade de Ciências Econômicas, Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2008.

PEREIRA, Vinicius S.; MARTINS, Vidigal F. Estudos de previsão de falências—uma revisão das publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. **Revista Contemporânea de Contabilidade**, v. 12, n. 26, p. 163-196, 2015.

PRESS, S. James; WILSON, Sandra. Choosing between logistic regression and discriminant analysis. **Journal of the American Statistical Association**, v. 73, n. 364, p. 699-705, 1978.

MEYER, Paul A.; PIFER, Howard W. Prediction of bank failures. **The journal of finance**, v. 25, n. 4, p. 853-868, 1970.

OHLSON, James A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. **Journal of accounting research**, p. 109-131, 1980.

OLIVEIRA, José G. C.; ANDRADE, Fábio W. M. Comparação entre medidas de performance de modelos de credit scoring. **Tecnologia de Crédito**, n. 33, p. 35-47, 2002.

REZENDE, Felipe Fontaine; MONTEZANO, Roberto Marcos da Silva; OLIVEIRA, Fernando Nascimento; LAMEIRA, Valdir de Jesus. Predicting financial distress in publicly-traded companies. **Revista Contabilidade & Finanças**, v. 28, p. 390-406, 2017.

SANVICENTE, Antônio Zoratto; MINARDI, Andrea M. A. F. Identificação de indicadores contábeis significativos para a previsão de concordata de empresas. **Instituto Brasileiro de Mercado de Capitais, Working Paper**, n. 1968, p. 1-12, 1998.

SCHUMPETER, Joseph A. The Theory of Economic Development: an inquiry into Profits, capital, credit, interest and the business cycle. **Harvard University Press, Cambridge, MA**, 1934.

SHETTY, Shekar; MUSA, Mohamed; BRÉDART, Xavier. Bankruptcy Prediction Using Machine Learning Techniques. **Journal of Risk and Financial Management**, v. 15, n. 1, p. 35, 2022.

SINKEY JR, Joseph F. A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. **The Journal of Finance**, v. 30, n. 1, p. 21-36, 1975.

SMITH, F. Raymond. A Test Analysis of Unsuccessful Industry Companies. **Bureau of Business Research - Bulletin**, n. 31, 1930.

SMITH, Raymond F.; WINAKOR, Arthur H. Changes in the financial structure of unsuccessful industrial corporations. **Bureau of Economic and Business Research University of Illinois**, n. 51, 1935.

SOUZA, Gustavo J. G.; FEIJÓ, Carmem A. V. C. O processo interativo entre a dinâmica macroeconômica e os bancos: uma perspectiva acerca do risco de crédito além do spread. **Anais do XXXV Encontro Nacional de Economia – ANPEC (Associação Nacional dos Centros de Pós-Graduação em Economia)**, 2007

TINOCO, Mario Hernandez; WILSON, Nick. Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. **International review of financial analysis**, v. 30, p. 394-419, 2013.

Valor Investe. **Número de empresas na bolsa é o menor desde 1996**. São Paulo. 2019. Disponível em: <https://valorinveste.globo.com/mercados/renda-variavel/bolsas-e-indices/noticia/2019/11/14/numero-de-empresas-na-bolsa-e-o-menor-desde-1996.ghtml>. Acesso em: 16 maio. 2023.

WANG, Bin. **Strategy changes and internet firm survival**. University of Minnesota, 2004.

## Apêndice A – Amostra de empresas

Quadro 3— Descrição da lista de empresas da amostra

<b>Amostra total de empresas e seus respectivos pares</b>		
Falência	Par mais próximo	2º Par
Botucatu Têxtil	Buettner	
Spscs Industrial	DHB	Nakata
Mesbla	Makro	Bompreco Bahia
Sharp do Brasil	Brasmotor	Electrolux
Equatorial Maranhão	Makro	Bompreco Bahia
Chapecó	Seara Alimentos	Eleva
Parmalat	Eleva	Seara Alimentos
VARIG	Tam	Vasp
Sansuy	Evora	
Equatorial Pará	AES Tiete	Ampla Energia
Teka	Dohler	Marisol
Rede Energia	Cedae	Engie Brasil
Petrolífera Manguinhos	Cimento Tupi	
Dexxos Par	Aliança Bahia	Mlog
Clarion	Josapar	Usina C Pinto
OGX Petroleo	Petrobrás	
Mangels Industrial	Kepler Weber	Mundial
Metalúrgica Duque	Rimet	Tekno
Inepar	Terrasantapa	
Eneva	CPFL Renovav	Copasa
OSX Brasil	Iochnp-Maxion	Randon Part
Lupatech	Taurus Armas	Kepler Weber
Telemar Norte Leste	Telef Brasil	Tim
Oi	Claro	Telef Brasil
Nutriplant	Metanor	
Pomifrutas	Brasil Agro	
Eternit	Nadir Figueiredo	Portobello
IGB Eletrônica	Itautec	
Saraiva Livraria	Linx	Totvs
Hoteis Othon	Sauipe	
Fertilizantes Heringer	Unipar	
Tecidos Renaux	Indústria Cataguases	Schlosser
Bardella	Stara	Aeris
Renova	Argo Transmissão de Energia	Light Energia
Atma	Multiplus	
João Fortes Incorporadora	Hbr Realty	Moura Dubeux
Veste	Cedro	Tecidos Santanense
Cimento Tupi	Panatlantica	

Fonte: Elaborado pelo Autor

## Apêndice B – Outras Estatísticas Descritivas

Tabela 7— Estatísticas descritivas das empresas que faliram

Variável	Falência							
	N	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mín	Máx	10%	90%
Liquidez Geral	38	1,314213	1,121686	1,151799518	0,220374	7,518453	0,511974	1,879459
Liquidez Corrente	38	0,887973	0,787302	0,587177811	0,091594	2,993984	0,180825	1,552536
Liquidez Seca	38	0,654661	0,592066	0,525842708	0,044124	2,993984	0,127481	1,152004
Liquidez Imediata	29	0,664543	0,523088	0,613451907	0,01054	2,784774	0,071217	1,386259
Retorno sobre PL	38	-0,40979	-0,1181	2,626685827	-7,8426	11,19503	-2,12539	0,354804
Retorno sobre o ativo	38	-0,02154	-0,02622	0,22042767	-0,70105	0,958982	-0,20819	0,071358
Margem Líquida	38	-0,83865	-0,15507	2,07507478	-11,6896	1,13853	-2,08007	0,005765
Giro do ativo	38	0,707191	0,483871	0,763068131	0,019011	3,910407	0,093779	1,349803
Margem operacional	38	-0,32218	-0,04046	1,052286392	-4,09709	2,010489	-0,88639	0,179115
Lucro operacional/ despesa financeira	38	-1,11459	-0,23229	4,371309203	-23,1967	2,291916	-2,21464	0,952726
PL/Ativo	38	-0,14247	0,108233	0,87951748	-3,53774	0,866994	-1,03309	0,46688
Lucros retidos sobre o ativo	38	-0,65268	-0,21181	0,954475333	-3,71847	0,175992	-2,01369	0,079497
PL/Exigível total	38	0,314213	0,121686	1,151799518	-0,77963	6,518453	-0,48803	0,879459
Endividamento total	38	1,142471	0,891767	0,87951748	0,133006	4,53774	0,53312	2,033086
Endividamento de curto prazo	38	0,545363	0,42862	0,401905836	0,070939	1,867104	0,198663	0,998685
Endividamento financeiro	38	0,530431	0,368437	0,686339565	0,014225	3,843435	0,109791	0,836363
Imobilização do PL	37	1,531311	0,691214	4,385538846	-3,12981	24,05118	-1,26772	4,200322
Estoques sobre ativo	34	0,110749	0,085452	0,116531701	0,002146	0,558136	0,004677	0,254312
CGL	38	-0,18937	-0,08494	0,420368207	-1,59319	0,276376	-0,56936	0,153412
Necessidade de CG	29	0,032928	0,03149	0,220463871	-0,54249	0,692422	-0,21788	0,249202
Saldo da tesouraria sobre ativo	29	-0,15872	-0,09762	0,255216508	-1,17447	0,192611	-0,42288	0,033018
Saldo da tesouraria sobre vendas	29	-0,57654	-0,22136	2,938933103	-9,08065	10,13172	-2,25985	0,124285
FCO/AT	29	0,009805	0,016664	0,085593334	-0,30096	0,167074	-0,05792	0,092467
FCO/Passivo	29	0,017714	0,013397	0,115467803	-0,40558	0,272778	-0,06788	0,123656
FCO/Endiv Finan	29	0,094783	0,082736	0,317217528	-0,51142	1,171436	-0,18132	0,418477
Dívida Líquida/EBIT	29	-7,39775	-1,20918	24,33674951	-104,227	29,74683	-22,632	6,047342
Dívida CP/Dívida Total	37	0,562008	0,579895	0,317864189	0,010508	1	0,121274	0,990937
Dívida Líquida/FC Operacional	29	13,30213	3,122026	35,82671089	-11,6239	150,791	-7,14798	37,85839
Alavancagem	38	4,257497	2,604218	11,00637254	-34,3629	32,12365	-3,04784	16,79672

Fonte: Elaborado pelo Autor

Tabela 8—Estatísticas descritivas das empresas que não faliram

Variável	Pares							
	N	Média	Mediana	Desvio-Padrão	Mín	Máx	10%	90%
Liquidez Geral	64	5,379031	1,84846	21,452796	0,355177	168,7491	1,134041	4,060516
Liquidez Corrente	64	2,297433	1,279773	5,095000996	0,012614	41,21108	0,700374	3,132601
Liquidez Seca	64	1,933219	0,983873	5,103029036	0,009436	41,21108	0,490306	2,796311
Liquidez Imediata	48	2,104982	0,942441	5,893175411	0,010029	41,08754	0,371038	2,637096
Retorno sobre PL	64	0,064809	0,087116	0,754941937	-3,55794	4,051659	-0,17698	0,260117
Retorno sobre o ativo	64	0,056161	0,060567	0,098726763	-0,23402	0,305575	-0,07939	0,162913
Margem Líquida	62	0,082736	0,04507	1,792818566	-8,30993	10,60539	-0,17116	0,17351
Giro do ativo	62	0,771063	0,718494	0,539867026	0,01039	2,729998	0,198924	1,397518
Margem operacional	62	0,236478	0,098512	1,678610862	-4,05522	11,54294	-0,15052	0,259309
Lucro operacional/ despesa financeira	62	11,06894	1,447336	94,930761	-149,517	730,7997	-1,1759	5,914686
PL/Ativo	64	0,387951	0,458965	0,455527411	-1,81549	0,994074	0,117534	0,753678
Lucros retidos sobre o ativo	64	-0,06397	0,069404	0,546947597	-2,84386	0,561761	-0,31805	0,226374
PL/Exigível total	64	4,377982	0,84846	21,45298784	-0,64482	167,7491	0,134041	3,060516
Endividamento total	64	0,611355	0,541035	0,455419862	0,005926	2,815494	0,246322	0,882466
Endividamento de curto prazo	64	0,326122	0,254609	0,341493579	0,005926	2,08466	0,098863	0,526854
Endividamento financeiro	60	0,29366	0,26777	0,196184417	0,000478	0,860451	0,059643	0,539586
Imobilização do PL	64	1,526944	0,714637	4,590445631	-0,41149	36,48887	0,017873	1,816211
Estoques sobre ativo	64	0,100107	0,09647	0,094996634	0	0,298277	0	0,252144
CGL	64	0,064328	0,067644	0,344577604	-2,05836	0,563522	-0,07516	0,337716
Necessidade de CG	48	0,109375	0,099715	0,382623401	-1,59718	0,576275	-0,03493	0,428557
Saldo da tesouraria sobre ativo	48	-0,04318	-0,00817	0,160229785	-0,60249	0,40206	-0,22472	0,09531
Saldo da tesouraria sobre vendas	47	-0,96671	-0,02954	5,852576524	-39,7912	3,146176	-0,41694	0,128609
FCO/AT	48	0,047583	0,060287	0,120980654	-0,51986	0,277008	-0,03976	0,164447
FCO/Passivo	48	0,132388	0,106279	0,251438708	-0,66479	1,06901	-0,06634	0,373414
FCO/Endiv Finan	45	0,332059	0,179002	0,506226294	-0,84831	1,312287	-0,12781	1,088318
Dívida Líquida/EBIT	48	1,689277	1,504215	9,727273232	-35,5133	41,79705	-3,71834	6,506507
Dívida CP/Dívida Total	59	0,429327	0,354988	0,280746259	0,003982	1	0,112601	0,891828
Dívida Líquida/FC Operacional	48	11,67442	1,136752	200,7672104	-652,8	1210,37	-7,61287	10,92669
Alavancagem	64	4,208879	2,102237	8,724921028	-0,55603	65,00427	1,293454	5,906634

Fonte: Elaborado pelo Autor

Tabela 9—Matriz de covariância das variáveis do modelo

Matriz de covariância				
	X2	X9	X16	X22
X2	16,79			
X9	0,36	2,22		
X16	-0,12	-0,10	0,22	
X22	1,51	2,02	-0,36	24,27

Fonte: Elaborado pelo Autor

Tabela 10—Matriz de correlação das variáveis do modelo

<b>Matriz de correlação</b>				
	X2	X9	X16	X22
X2	1			
X9	0,22	1		
X16	-0,28	-0,14	1	
X22	0,25	0,24	-0,15	1

Fonte: Elaborado pelo Autor

Tabela 11—Diferença de medianas e médias entre empresas falidas e pares

<b>Variável</b>	<b>Diferença de médias e medianas entre empresas falidas e pares</b>	
	$\Delta$ Medianas	$\Delta$ Médias
Liquidez Geral	-39%	-76%
Liquidez Corrente	-38%	-61%
Liquidez Seca	-40%	-66%
Liquidez Imediata	-44%	-68%
Retorno sobre PL	-236%	-732%
Retorno sobre o ativo	-143%	-138%
Margem Líquida	-444%	-1114%
Giro do ativo	-33%	-8%
Margem operacional	-141%	-236%
Lucro operacional/ despesa financeira	-116%	-110%
PL/Ativo	-76%	-137%
Lucros retidos sobre o ativo	-405%	920%
PL/Exigível total	-86%	-93%
Endividamento total	65%	87%
Endividamento de curto prazo	68%	67%
Endividamento financeiro	38%	81%
Imobilização do PL	-3%	0%
Estoques sobre ativo	-11%	11%
CGL	-226%	-394%
Necessidade de CG	-68%	-70%
Saldo da tesouraria sobre ativo	1095%	268%
Saldo da tesouraria sobre vendas	649%	-40%
FCO/AT	-72%	-79%
FCO/Passivo	-87%	-87%
FCO/Endiv Finan	-54%	-71%
Dívida Líquida/EBIT	-180%	-538%
Dívida CP/Dívida Total	63%	31%
Dívida Líquida/FC Operacional	175%	14%
Alavancagem	24%	1%

Fonte: Elaborado pelo Autor