



Proposta de modelo para a determinação da probabilidade de falência: uma aplicação empírica

Ana Margarida Jorge Sousa

U Minho | 2021

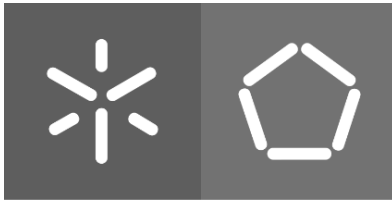


Universidade do Minho
Escola de Engenharia

Ana Margarida Jorge Sousa

Proposta de modelo para a determinação da probabilidade de falência: uma aplicação empírica

julho de 2021



Universidade do Minho

Escola de Engenharia

Ana Margarida Jorge Sousa

Proposta de modelo para a determinação da
probabilidade de falência: uma aplicação empírica

Dissertação de Mestrado
Mestrado em Engenharia Industrial
Ramo de Gestão Industrial

Trabalho efetuado sob a orientação de
Professor Doutor Jorge Miguel Oliveira Sá Cunha
Professora Doutora Ana Cristina da Silva Braga

julho de 2021

DIREITOS DE AUTOR E CONDIÇÕES DE UTILIZAÇÃO DO TRABALHO POR TERCEIROS

Este é um trabalho académico que pode ser utilizado por terceiros desde que respeitadas as regras e boas práticas internacionalmente aceites, no que concerne aos direitos de autor e direitos conexos.

Assim, o presente trabalho pode ser utilizado nos termos previstos na licença abaixo indicada.

Caso o utilizador necessite de permissão para poder fazer um uso do trabalho em condições não previstas no licenciamento indicado, deverá contactar o autor, através do RepositóriUM da Universidade do Minho.

Licença concedida aos utilizadores deste trabalho



Atribuição-NãoComercial-Compartilhalgual
CC BY-NC-SA

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

AGRADECIMENTOS

A elaboração desta dissertação contou com a colaboração, empenho e incentivo de diversas pessoas. Desta forma, gostaria de expressar a minha profunda gratidão e apreço a todos aqueles que, direta ou indiretamente, contribuíram para a conclusão do meu percurso acadêmico.

Em primeiro lugar, à minha família, em especial aos meus pais e irmãos/ãs, pela paciência, apoio incondicional e por fazerem sempre tudo que está ao seu alcance para que eu consiga alcançar os meus objetivos.

Aos meus orientadores, professora Ana Braga e professor Jorge Cunha, pelo conhecimento transmitido e interesse demonstrado durante a realização desta dissertação. Agradeço-lhes pelas sugestões, compreensão e simpatia com que sempre me trataram.

Às minhas amigas e amigos, por estarem sempre do meu lado e me incentivarem em todos os momentos. Destaco a minha amiga, Mariana, que me acompanhou durante esta caminhada, pelo carinho, motivação e por tantos momentos inesquecíveis vividos ao longo destes anos.

DECLARAÇÃO DE INTEGRIDADE

Declaro ter atuado com integridade na elaboração do presente trabalho académico e confirmo que não recorri à prática de plágio nem a qualquer forma de utilização indevida ou falsificação de informações ou resultados em nenhuma das etapas conducente à sua elaboração.

Mais declaro que conheço e que respeitei o Código de Conduta Ética da Universidade do Minho.

RESUMO

Atualmente, devido às recentes crises económicas, o aumento do número de falências representa uma das maiores preocupações a nível mundial. Neste sentido, os investigadores procuram constantemente novos e melhores indicadores e/ou modelos que ajudem a prever, o melhor possível, o evento de falência de uma empresa. A generalidade dos modelos de previsão de falência com maior destaque na literatura tendem a concentrar-se apenas no ambiente interno de uma empresa, esquecendo que fatores externos podem ter, também, um impacto importante.

A presente dissertação tem como foco avaliar a influência de indicadores micro e macroeconómicos no risco de falência de empresas portuguesas do setor da construção civil. Para tal, selecionou-se, numa primeira fase, os indicadores que melhor explicavam a variação existente no conjunto de dados estudado, tendo por base a análise de componentes principais. Numa segunda fase, foram construídos diversos modelos preditivos, recorrendo-se à regressão logística, que permitiram identificar a significância e o relacionamento dos indicadores micro e macroeconómicos com a falência.

Os resultados obtidos evidenciam que os modelos estimados com a acoplagem de indicadores micro e macroeconómicos apresentam uma capacidade preditiva superior a 90%, tanto utilizando o conjunto de dados *test* quanto os *training*. As variáveis independentes com significância estatística enquadram-se na categoria da liquidez e solvabilidade e autonomia financeira. Em relação aos indicadores macroeconómicos, o produto interno bruto e a taxa de natalidade das empresas revelaram-se fundamentais para prever a falência de empresas do setor de construção civil.

Em conclusão, o modelo proposto pode atuar como um sistema de apoio à decisão para empresas do setor da construção civil, bem como investidores, entidades públicas e bancos. Além disso, a aplicação contínua do mesmo pode resultar numa forma eficaz de se evitar a falência, detetando antecipadamente sinais de alerta.

PALAVRAS-CHAVE

Falência; Indicadores macroeconómicos; Indicadores microeconómicos; Regressão logística; Setor da construção

ABSTRACT

Nowadays, due to the recent economic crises, the increase in the number of bankruptcies represents one of the biggest concerns worldwide. In this regard, researchers are constantly searching for new and better indicators and/or models that help to predict, as best as possible, the event of a company's bankruptcy. Most of the bankruptcy prediction models that are most prominent in the literature tend to focus only on a company's internal environment, forgetting that external factors can also have an important impact.

The present dissertation focuses on the evaluation of the influence of micro and macroeconomic indicators on the risk of bankruptcy of Portuguese companies in the construction sector. To this end, the indicators that best explained the variation in the dataset studied were selected, based on principal component analysis. In a second phase, several predictive models were built using logistic regression, which allowed us to identify the significance and relationship of micro and macroeconomic indicators with bankruptcy.

The results obtained show that the models estimated with the coupling of micro and macroeconomic indicators correctly predicts more than 90% of firms using both the test and training datasets. The independent variables with statistical significance fall within the category of liquidity and solvency and financial autonomy. Regarding macroeconomic indicators, gross domestic product and birth rate of enterprises proved to be fundamental for predict the bankruptcy of companies in the civil construction sector.

In conclusion, the proposed model can act as a decision support system for companies in the civil construction sector, as well as investors, public entities and banks. Furthermore, its continuous application can result in an effective way to avoid bankruptcy, detecting early warning signs.

KEYWORDS

Bankruptcy; Construction sector; Logistic regression; Macroeconomic indicators; Microeconomic indicators

ÍNDICE

Agradecimentos.....	iii
Resumo.....	v
Abstract.....	vi
Índice.....	vii
Lista de Figuras.....	x
Lista de Tabelas	xi
Lista de Abreviaturas, Siglas e Acrónimos	xii
1 Introdução	1
1.1 Enquadramento e motivação	1
1.2 Objetivos da investigação.....	3
1.3 Metodologia de investigação	3
1.4 Estrutura da dissertação.....	4
2 Revisão da literatura	6
2.1 Conceito de falência	6
2.2 Modelos de previsão de falência	9
2.2.1 Modelo de Altman (1968)	9
2.2.2 Modelo de Ohlson (1980)	10
2.2.3 Comparação entre os modelos de Altman (1968) e Ohlson (1980).....	12
2.2.4 Outros modelos	13
2.3 Indicadores microeconómicos	13
2.3.1 Rácios de liquidez.....	15
2.3.2 Rácios de rendibilidade.....	16
2.3.3 Rácios de funcionamento.....	17
2.3.4 Rácios de alavanca financeira e risco	18
2.3.5 Rácios de solvabilidade e autonomia financeira	20
2.4 Indicadores macroeconómicos	21

2.5	Síntese do capítulo	24
3	Materiais e métodos.....	26
3.1	Enquadramento teórico	26
3.1.1	Filosofias de investigação.....	26
3.1.2	Abordagens de investigação.....	27
3.1.3	Estratégias de investigação	27
3.1.4	Métodos de investigação.....	28
3.1.5	Horizonte temporal	28
3.1.6	Técnicas de investigação	28
3.2	Classificação da investigação.....	28
3.3	Métodos.....	29
3.3.1	Descrição e caracterização da amostra	29
3.3.2	Variável dependente	30
3.3.3	Variáveis independentes	30
3.3.4	Regressão logística	36
3.3.5	Tratamento estatístico	36
3.4	Síntese do capítulo	38
4	Resultados.....	39
4.1	Análise exploratória	39
4.2	Análise de componentes principais (ACP)	52
4.3	Estimação dos modelos de previsão	56
4.3.1	Modelo 1	56
4.3.2	Modelo 2.....	58
4.3.3	Modelo 3.....	60
4.4	Síntese do capítulo	61
5	Discussão dos resultados.....	62
5.1	Discussão	62
5.2	Síntese do capítulo	67

6	Conclusão	68
6.1	Principais contributos	68
6.2	Limitações do estudo	69
6.3	Sugestões para investigações futuras.....	70
	Referências Bibliográficas	72
	Apêndice A – Análise exploratória	83
	Apêndice B – Análise de componentes principais	90
	Apêndice C – Estimação dos modelos de previsão	92
	Apêndice D – Processo para a construção dos modelos com indicadores microeconómicos	94

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Metodologia de investigação.....	4
Figura 2 – Distribuição geográfica das empresas ativas e falidas por distrito/região.....	39
Figura 3 – Comportamento dos indicadores macroeconómicos de 2006 a 2019.....	48
Figura 4 – Coeficientes de correlação entre as variáveis microeconómicas.	51
Figura 5 – Coeficientes de correlação entre as variáveis macroeconómicas.	52
Figura 6 – <i>Screeplot</i>	55
Figura 7 – Variáveis que mais contribuem para as primeiras cinco componentes principais.	56
Figura 8 – Curvas ROC do Modelo 1 obtidas na validação externa e na validação interna.....	58
Figura 9 – Curvas ROC do Modelo 2 obtidas na validação externa e na validação interna.....	59
Figura 10 – Curvas ROC do Modelo 3 obtidas na validação externa e na validação interna.....	61

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Indicadores macroeconômicos.	24
Tabela 2 – Variáveis independentes.	31
Tabela 3 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria liquidez.	40
Tabela 4 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria rentabilidade.	42
Tabela 5 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria funcionamento.	43
Tabela 6 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria alavanca financeira e risco.	44
Tabela 7 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria solvabilidade e autonomia financeira.	46
Tabela 8 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria outras variáveis internas. ..	47
Tabela 9 – Resultados do teste <i>t</i> de <i>Student</i>	50
Tabela 10 – Teste de esfericidade de Bartlett.	53
Tabela 11 – Variância explicada pelas componentes principais.	54
Tabela 12 – Resultados dos modelos de regressão logística um ano antes da falência.	57
Tabela 13 – Resultados do modelo de regressão logística dois anos antes da falência.	59
Tabela 14 – Resultados do modelo de regressão logística três anos antes da falência.	60
Tabela 15 – Significância dos coeficientes estimados nos modelos.	62
Tabela 16 – Sinais esperados e sinais obtidos pelas variáveis em cada um dos modelos.	63
Tabela 17 – Capacidade de previsão e qualidade de ajustamento dos modelos.	65
Tabela 18 – Capacidade de previsão e qualidade de ajustamento dos modelos com indicadores microeconômicos.	67

LISTA DE ABREVIATURAS, SIGLAS E ACRÓNIMOS

ACP	Análise de Componentes Principais
ADM	Análise Discriminante Múltipla
AUC	<i>Area Under the Curve</i>
BCE	Banco Central Europeu
CAE	Classificação de Atividade Económica
CIRE	Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
EUA	Estados Unidos da América
FVP	Fração de Verdadeiros Positivos
FFP	Fração de Falsos Positivos
IVA	Imposto sobre o Valor Acrescentado
IVAc	IVA suportado nas compras e fornecimentos e serviços externos
IVAv	IVA liquidado nas vendas e serviços prestados
n.a.	<i>non-available</i>
n.s.	<i>non-significant</i>
PIB	Produto Interno Bruto
PNB	Produto Nacional Bruto
PME	Pequenas e Médias Empresas
RL_i	Resultado Líquido do período i
ROC	<i>Receiver Operating Characteristic</i>
S&P 500	<i>Standard & Poor's 500</i>
SABI	Sistema de Análise de Balanços Ibéricos
TLC	Teorema do Limite Central
VIF	<i>Variance Inflation Factor</i>

1 INTRODUÇÃO

A presente dissertação descreve o desenvolvimento de um modelo de previsão de falência de empresas, sendo a sua aplicação ilustrada para o caso de empresas do setor da construção civil. O estudo insere-se no âmbito da dissertação de Mestrado em Engenharia Industrial da Universidade do Minho. Neste primeiro capítulo apresenta-se o enquadramento ao tema, bem como os objetivos do mesmo. Além disso, é explicada, sucintamente, a metodologia de investigação utilizada ao longo do estudo, bem como a estrutura em que está organizado o documento.

1.1 Enquadramento e motivação

Após a crise do *subprime*, em 2007-2008, a economia mundial sofreu uma forte repercussão, que resultou no aumento da taxa de desemprego, dificuldades a nível de acesso ao crédito e financiamento, e no encerramento de empresas, independentemente do tamanho ou setor de atividade (Pacheco *et al.*, 2019).

Em relação a Portugal, o setor mais afetado ao longo dos anos, foi o da construção civil (Pacheco *et al.*, 2019). Assim, a procura por ferramentas capazes de prever circunstâncias futuras, tornou-se, incontestavelmente, crucial para auxiliar os gestores a determinar, por exemplo, a probabilidade da sua empresa falir (ou, pelo menos, entrar numa situação financeira difícil), implementando antecipadamente as medidas necessárias (Amaro, 2013; Oliveira *et al.*, 2017).

Desde a década de 1930, vários investigadores estudaram e desenvolveram diversos modelos, de modo a conseguir resolver este problema, que é a previsão de falências (Bellovary *et al.*, 2007). Estes modelos limitam-se, maioritariamente, a expressões matemáticas compostas por indicadores microeconómicos, desvalorizando o impacto dos indicadores macroeconómicos (Amaro, 2013). É evidente que as demonstrações financeiras são essenciais na previsão de situações financeiras complicadas. Por isso, os rácios financeiros são, até aos dias de hoje, um instrumento bastante utilizado, uma vez que conseguem prever a falência de uma empresa com alguns anos de antecedência (Beaver *et al.*, 2005). Contudo, estudos atuais consideram que a inclusão de variáveis macroeconómicas nos modelos de previsão exercem igualmente um papel fundamental (Acosta-González *et al.*, 2019; Duffie *et al.*, 2007; Issah & Antwi, 2017; Shu *et al.*, 2013).

Para este projeto, que tem o seu enfoque em modelos de previsão, e dadas as várias perspetivas existentes, optou-se por considerar os modelos desenvolvidos por Altman (1968) e Ohlson (1980), visto que estes são os mais citados na literatura.

Altman (1968) foi pioneiro do primeiro estudo com Análise Discriminante Múltipla (ADM) para determinar a falência empresarial, denominado por *Z-score*, usando um poderoso conjunto de rácios financeiros. Todavia, Ohlson (1980) detetou a existência de alguns problemas na aplicação de modelos de análise discriminante, e conseqüentemente, formulou um modelo baseado numa função logarítmica, designada por *logit*.

Segundo Bellovary *et al.* (2007), foram diversos os autores que procuraram aperfeiçoar o desempenho destes dois modelos. As modificações mais usuais são o número ou tipo de fatores utilizados, a dimensão das organizações, a sua adaptação a todos os setores ou a diferentes setores, o país, entre outros. Um bom exemplo é o modelo de Altman (1968), que utilizava apenas cinco fatores, enquanto o modelo de Boritz & Kennedy (1995) utilizava catorze fatores. Na prática, pode ser efetuada uma análise de carácter setorial (Taffler, 1984), um estudo específico para as Pequenas e Médias Empresas (PME) de um determinado país (Altman & Sabato, 2007), uma comparação entre PME nacionais e internacionais (Arslan & Karan, 2009) ou um estudo realizado em setores distintos (Drotár *et al.*, 2019).

Torna-se, então, necessário compreender os indicadores mais apropriados para as empresas portuguesas e, em particular, as técnicas de seleção e os critérios de adoção utilizados por autores nacionais, de modo a criar um modelo com maior eficiência e eficácia.

Alguns estudos previsionais de falência que ressaltaram a sua viabilidade no contexto português, foram Barros (2008), Bessa (2018), Correia (2017), Leal & Machado-Santos (2017), Pacheco (2015) e Pacheco *et al.* (2019). Nestes estudos foram destacados diferentes rácios económico-financeiros que demonstraram um maior poder de previsão para as empresas portuguesas, alguns dos quais, diferem de acordo com o setor de atividade. Por exemplo, Barros (2008) analisou as PME em geral, e concluiu que as variáveis que analisam a rentabilidade, a capacidade da empresa fazer face aos compromissos financeiros, o aproveitamento dos recursos e a capacidade de escoar o artigo, eram os indicadores com maior capacidade preditiva. Em contrapartida, um estudo recente desenvolvido por Pacheco *et al.* (2019), no setor de construção, constata que os rácios com maior capacidade de previsão são os que medem o endividamento, a solvabilidade, a rendibilidade e a autonomia financeira. Estes autores foram mais além e utilizaram também variáveis não financeiras, tais como a exportação e o número de funcionários, que se comprovaram determinantes para a previsão de falência.

Sendo assim, surgiu o interesse em estimar um modelo de previsão de falência para as empresas portuguesas do setor da construção civil. Este setor permanece como um dos mais desafiantes em Portugal, devido, essencialmente, às suas variações em função das flutuações do ciclo económico, priorizando-se assim o estudo do mesmo (Correio da Manhã, 2011; Santos, 2016). Apesar de se encontrarem na literatura alguns estudos referentes a empresas do setor da construção, nomeadamente Pacheco *et al.* (2019) e Costa (2014), procura-se contribuir com novos indicadores micro e macroeconómicos, e possivelmente com um novo modelo, que capte outras dimensões do fenómeno em investigação. Deste modo, as empresas deste setor poderiam melhorar o seu processo de tomada de decisão a nível da análise do risco de crédito.

Neste contexto, pretende-se responder à seguinte pergunta de investigação: Qual a influência dos indicadores micro e macroeconómicos no risco de falência de empresas do setor da construção civil?

1.2 Objetivos da investigação

O presente trabalho de investigação pretende ajudar as empresas portuguesas do setor da construção civil a identificar o seu estado financeiro atual, através de métodos quantitativos. Estes métodos têm por base indicadores que permitem avaliar as organizações de forma célere e espontânea. Deste modo, recorreu-se à regressão logística para a construção de um modelo de previsão de falência que possibilitasse prever situações de falência, antes da sua ocorrência. Nesta circunstância, os objetivos específicos a atingir são os seguintes:

- Identificar indicadores que contribuam para o risco de falência;
- Propor um modelo de previsão de risco de falência para as empresas portuguesas do setor da construção civil;
- Identificar variáveis que melhorem a *performance* dos modelos de previsão com base em medidas de precisão dos modelos criados.

1.3 Metodologia de investigação

De acordo com Saunders *et al.* (2016), todo o tipo de investigação carece de uma explicação lógica para que se adquira conhecimento e resultados significativos sobre um determinado tema. Assim, a metodologia de investigação aplicada na presente dissertação dividiu-se em seis fases (Figura 1). Em primeiro lugar, a filosofia de investigação utilizada corresponde a uma filosofia epistemológica positivista, pois tenciona-se descobrir novas relações causais nos dados em estudo. Por sua vez, a abordagem de

investigação é dedutiva, pois parte dos trabalhos de Altman (1968) e Ohlson (1980). No que diz respeito à estratégia de investigação adota-se o levantamento, dado que é necessário a recolha de dados de empresas do setor da construção civil. No entanto, em vez de se recolherem dados primários através de um questionário, são usados dados secundários, que se encontram disponíveis nas bases de dados Orbis e Pordata. Estas informações são observadas, de seguida, através da Análise de Componentes Principais (ACP) e da regressão logística, classificando-se, assim, o método de investigação como quantitativo. Quanto ao horizonte temporal, o presente estudo é longitudinal, visto que são analisadas ao longo do tempo diversas organizações. Por último, a técnica de investigação utilizada é a técnica de amostragem probabilística aleatória, estratificada conforme a situação atual da empresa, ou seja, se esta faliu ou não. Em suma, as informações recolhidas, em conjunto com os dados das empresas, permitem obter uma visão integrada do problema e são utilizadas com o objetivo de criar um modelo de apoio à decisão das empresas do setor da construção civil.

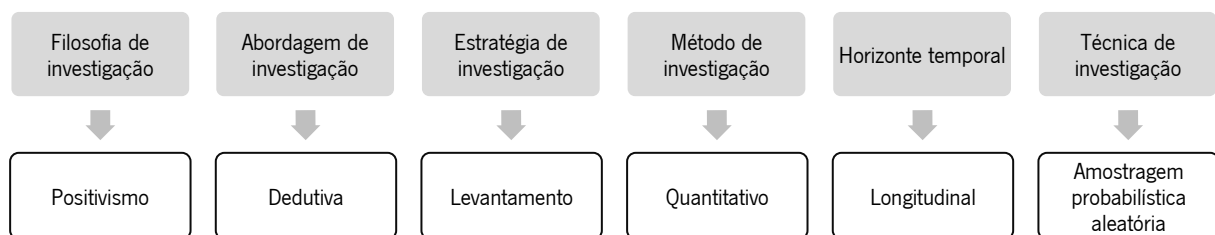


Figura 1 – Metodologia de investigação.
 Fonte: Elaboração própria com base em Saunders *et al.* (2016).

1.4 Estrutura da dissertação

Para além do capítulo inicial, designado por Introdução, a presente dissertação é constituída por mais cinco capítulos, que a seguir se descrevem.

O Capítulo 2 inicia-se com uma contextualização ao conceito de falência, bem como as suas designações nos mais diferenciados estudos. Posteriormente, apresentam-se os modelos de previsão de falência de Altman (1968) e Ohlson (1980), que são o foco desta dissertação, e referenciam-se alguns estudos produzidos por outros autores. Por último, destacam-se e descrevem-se os indicadores micro e macroeconómicos mais abordados e relevantes na literatura sobre este tema.

No Capítulo 3, são expostos os métodos e as metodologias implementados neste estudo. Começa-se por um breve enquadramento teórico sobre os métodos e metodologias existentes, inspirado no livro de

Saunders *et al.* (2016), e classifica-se o estudo. Seguidamente, descrevem-se e caracterizam-se os dados, indicam-se as técnicas de recolha de dados e apresentam-se as análises estatísticas necessárias para o desenvolvimento dos modelos propostos.

O Capítulo 4 contém os modelos finais e expõe os resultados obtidos através da sua execução em função da questão de investigação e dos objetivos propostos. Principia-se com a apresentação dos dados e respetiva análise, referente ao modo como as empresas se relacionam com a falência. De seguida, mostram-se os indicadores que constituem o modelo criado, tendo em conta as perspetivas estudadas, de modo a diferenciar-se dos modelos atuais. Encerra-se o capítulo abordando a aplicação do modelo de regressão logística nos dados, em três momentos distintos: um, dois e três anos antes das empresas serem identificadas como estando em situação de falência.

No Capítulo 5, são discutidos e comparados os resultados obtidos durante o projeto desenvolvido. Além disso, estuda-se de forma detalhada o comportamento das variáveis selecionadas nos três modelos.

No Capítulo 6, realiza-se uma reflexão sobre a inclusão de indicadores micro e macroeconómicos nos modelos de previsão de falência em empresas portuguesas do setor da construção civil. Por fim, referem-se as limitações e perspetivas futuras de trabalho.

2 REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo são explorados, com base na literatura, um conjunto de definições relevantes para o estudo em causa, nomeadamente o conceito de falência e os modelos de previsão de falência. Abordam-se, igualmente, as noções de indicadores microeconómicos e indicadores macroeconómicos, bem como as suas caracterizações e respetivas interpretações. Por fim, apresenta-se uma breve síntese do capítulo.

2.1 Conceito de falência

Na literatura, a maioria dos autores define a falência empresarial de um modo bastante contraditório e, portanto, a comparação entre os diversos estudos, que estes desenvolveram, permanece verdadeiramente complexa (Bellovary *et al.*, 2007; Shi & Li, 2019).

De acordo com Balcaen & Ooghe (2006), os estudos desenvolvidos no âmbito da falência empresarial fundamentam-se, habitualmente, na definição legal de falência (Altman, 1968; Lee *et al.*, 1996; Ohlson, 1980) ou na definição de *financial distress* (dificuldade financeira) (Indriyanti, 2019; Muller *et al.*, 2009; Waqas & Md-Rus, 2018). No entanto, Altman & Hotchkiss (2006) salientam quatro terminologias frequentemente empregues na literatura, para descrever as organizações que se encontram com dificuldades financeiras, *failure* (falência), *insolvency* (insolvência), *default* (incumprimento) e *bankruptcy* (bancarrota).

Segundo Altman & Hotchkiss (2006), a falência ocorre quando a taxa de retorno do capital investido numa organização, considerando o seu nível de risco, é significativamente menor do que as taxas de retorno em investimentos equivalentes ou sempre que a receita não é suficiente para cobrir os custos.

Os mesmos autores atribuem significados dissemelhantes à insolvência: insolvência técnica, que se verifica quando uma organização não consegue cumprir com as suas obrigações financeiras, apontando falta de liquidez e, insolvência no sentido de bancarrota, que, normalmente, indica uma situação crónica em que o passivo excede o valor do ativo de uma empresa, criando assim, uma situação de património líquido negativo.

No que diz respeito ao incumprimento, Altman & Hotchkiss (2006), explicam que este pode ser técnico e/ou legal e, geralmente, envolve o relacionamento entre a empresa devedora e os seus credores. Do mesmo modo, consideram que o incumprimento técnico acontece quando o devedor viola uma condição

do contrato com um credor, podendo provocar uma ação legal. Por outro lado, ocorre um incumprimento legal quando o devedor não cumpre as condições de um contrato, nomeadamente falhas nos pagamentos periódicos.

Por fim, Altman & Hotchkiss (2006) descrevem a bancarrota de duas formas. Em primeiro lugar, referem que a bancarrota pode ocorrer quando uma empresa regista um valor de património líquido negativo. No entanto, a bancarrota pode ser definida de uma forma mais observável, isto é, com uma declaração formal de bancarrota da organização, seguida de uma petição para liquidar os seus ativos ou para experimentar um programa de recuperação.

Como explicado, no início desta secção, são muito variadas as aplicações e interpretações destes termos. Autores como Balcaen & Ooghe (2006) debateram as quatro terminologias, anteriormente referidas, de modo a descobrir a que melhor se adequava para definir o conceito de falência empresarial. Estes concluíram que o termo incumprimento é o mais correto para definir a falência, uma vez que é um evento definido economicamente, ao contrário da bancarrota, que é um evento definido legalmente.

Beaver (1966) define falência como a incapacidade de uma empresa cumprir com as suas obrigações financeiras. Já Deakin (1972) considera como falidas todas as empresas que vivenciaram bancarrota, insolvência ou que foram liquidadas em proveito dos credores. Em contrapartida, Altman (1968), Ohlson (1980) e Zavgren (1985) recorrem a uma definição exclusivamente legal, isto é, caracterizam como falidas todas as empresas que se encontrem legalmente nesta situação.

De acordo com Davydenko (2013), verifica-se incumprimento quando o valor de mercado dos ativos situa-se abaixo de um determinado limite. Já Kim *et al.* (1993) e Shi & Li (2019) explicam o conceito de incumprimento, como a incapacidade de uma organização cumprir com as suas obrigações financeiras atuais.

Relativamente à conceção de insolvência e bancarrota, Boratyńska (2016) refere que estes dois são regularmente tratados como sinónimos, apesar de serem totalmente distintos. A autora menciona que a bancarrota é uma noção da economia e a insolvência simplesmente uma categoria jurídica. No entanto, Korol (2019) afirma que, na literatura, existem diversas definições possíveis para o termo bancarrota, porém, o mais comum é o termo insolvência. O autor refere, ainda, que a insolvência é a incapacidade de uma empresa pagar as suas dívidas.

Para além destes termos, existem também estudos centralizados na análise de empresas em *financial distress*, contudo, é ainda pouco explorado, visto que não é fácil definir objetivamente o momento em que uma organização entra em *financial distress* (Platt & Platt, 2002). Indriyanti (2019) define *financial*

distress como uma situação na qual uma empresa não tem possibilidade, ou tem dificuldade em cumprir as suas obrigações financeiras perante os seus credores, devido, por exemplo, a altos custos fixos ou a ativos ilíquidos. Por outro lado, Platt & Platt (2002) e Nanayakkara & Azeez (2015) definem *financial distress* como organizações que sofreram perdas e/ou sofreram com fluxos de caixa negativos e/ou têm património líquido negativo por três ou mais anos consecutivos. Por sua vez, Balcaen & Ooghe (2006) afirmam que a utilização do termo *financial distress* aduz desvantagens, nomeadamente a falta de uma definição consistente e a hipótese de arbitrariedade entre as múltiplas definições deste.

Outros autores, como Korol & Korodi (2011) investigam sinais de alerta, uma vez que a crise financeira cresce lentamente dentro de uma organização e, portanto, é o resultado da acumulação de diversos fatores e sintomas de deterioração da situação económica da mesma, frequentemente ignorada pela administração, por um longo período de tempo. Assim, é fundamental que os gestores detetem os sinais de alerta o mais depressa possível, visto que, deste modo, terão mais tempo para se preparar e reagir às próximas fases de crise.

Em Portugal, a definição jurídica de insolvência encontra-se no Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) aprovado pelo Decreto-Lei n.º 53/2004 (e posteriores alterações). De acordo com os números 1 e 2 do artigo 3.º do respetivo Código:

“ 1 – É considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas.

2 – As pessoas colectivas e os patrimónios autónomos por cujas dívidas nenhuma pessoa singular responda pessoal e ilimitadamente, por forma directa ou indirecta, são também considerados insolventes quando o seu passivo seja manifestamente superior ao activo, avaliados segundo as normas contabilísticas aplicáveis.”

(Decreto-Lei n.º 53/2004 Do Ministério Da Justiça, 2004)

Por fim, salienta-se que, diariamente, empresas por todo o mundo recorrem a processos de insolvência, independentemente do seu desempenho e dos resultados apresentados pelos rácios financeiros (Balcaen & Ooghe, 2006). Estes autores, a título de exemplo, mencionam os desastres naturais como um acontecimento de difícil previsão e, acrescentam ainda que, algumas organizações declaram falência apenas para se isentarem das suas dívidas e reiniciarem as suas atividades sem encargos. Por este motivo, sugere-se que os investigadores sejam o mais coerentes possível, uma vez que a aplicação incorreta dos termos pode ter sérias implicações na repetibilidade e generalização dos resultados (Muller *et al.*, 2009).

Nesta dissertação, o objetivo principal não era apresentar uma revisão da literatura sobre qual é o conceito mais adequado de falência e/ou de insolvência, mas sim tentar encontrar uma definição de falência que seja útil e possa ser objetivamente aplicável no estudo empírico. Sendo assim, utilizou-se um conceito relativamente amplo de falência, mais associado à ideia de uma empresa em dificuldades financeiras (e não estritamente a uma empresa que tenha efetivamente falido ou esteja envolvida num processo de insolvência).

2.2 Modelos de previsão de falência

A falência de empresas origina impactos muito negativos em todo o tecido económico e social, como também grandes perdas financeiras. Por conseguinte, a criação de um modelo de previsão de falência que pudesse auxiliar a compreensão da relação entre o desempenho financeiro de uma empresa e o seu risco de falência tornou-se decisivo para credores, acionistas e reguladores (Dong *et al.*, 2018). Após Altman, em 1968, divulgar um dos modelos de previsão de falência mais conhecidos até à data, inúmeros artigos e diversificados modelos de previsão de falência começaram a surgir na literatura (Bellovary *et al.*, 2007). O objetivo destes era desenvolver um modelo de previsão de falência com a melhor capacidade de precisão possível (Shi & Li, 2019). Nesta secção são apresentados e explicados, principalmente, os modelos de Altman (1968) e Ohlson (1980), devido às suas importantes descobertas sobre este tópico.

2.2.1 Modelo de Altman (1968)

No ano de 1968, Edward Altman publicou um dos mais famosos modelos de previsão de falência destinado a empresas do setor industrial, utilizando a análise discriminante múltipla. Esta técnica estatística permite discriminar as empresas falidas das não falidas, através do resultado final da função *Z-score*. Na prática, o autor selecionou uma amostra de 66 empresas, na qual 33 tinham submetido pedidos de falência – de acordo com a legislação norte-americana – no período compreendido entre 1946 e 1965, sendo as restantes 33, empresas que ainda se encontravam em atividade em 1966. O modelo final adotou cinco rácios financeiros dos 22 inicialmente considerados como relevantes para o estudo.

Desta análise resultou a função discriminante *Z-Score*, que assumia a seguinte formulação:

$$Z = 0,012 X_1 + 0,014 X_2 + 0,033 X_3 + 0,006 X_4 + 0,999 X_5, \quad (1)$$

onde:

- $X_1 = \frac{\text{Fundo de manei}o}{\text{Ativo total}}$;
- $X_2 = \frac{\text{Resultados retidos}}{\text{Ativo total}}$;
- $X_3 = \frac{\text{EBIT}}{\text{Ativo total}}$;
- $X_4 = \frac{\text{Valor de mercado dos capitais pr}prios}{\text{Passivo total}}$;
- $X_5 = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo total}}$.

As organizaões que alcanassem um *Z-score* superior a 2,99 eram classificadas como no falidas e as que alcanassem um *Z-score* inferior a 1,81 eram classificadas como falidas. No entanto, as que obtivessem um *Z-score* entre 1,81 e 2,99, encontravam-se na “zona de ignorncia” ou “rea cinzenta” devido  incerteza da sua classificao. A funo previu corretamente 94% das empresas falidas, um ano antes da falncia, na amostra inicial, e classificou 95% da amostra de acordo com os seus grupos. O autor concluiu que a funo *Z-score* foi precisa em diversas amostras secundrias, introduzidas para testar a confiabilidade do modelo. Alm disso, este modelo pode prever a falncia com preciso at dois anos antes da sua falncia “real”. Todavia, a preciso diminui progressivamente depois do segundo ano.

Diversos autores (*e.g.* Alexakis, 2008; Altman *et al.*, 2017; Amaro, 2013; Amoa-Gyarteng, 2019; Bessa, 2018; Kamaluddin *et al.*, 2019; Kliestik *et al.*, 2018; Kubnka & Mykov, 2019; Leal & Machado-Santos, 2017), aproveitaram o modelo de Altman (1968) para desenvolver os seus estudos, repetindo o modelo inicial, moldando-o pelo pas ou pela dimenso da organizao, caracterizando o setor ou introduzindo novos fatores, entre outros.

Este modelo foi alterado, anos mais tarde, por Altman *et al.* (1977). Estes apresentaram o ZETA *model* com sete variveis¹, conseguindo atingir, de imediato, uma melhor capacidade de previso, at cinco anos antes das empresas declararem falncia. J Nanayakkara & Azeez (2015) utilizaram o modelo *Z-score* com apenas quatro variveis, e previram corretamente 85,8% das empresas em *financial distress*, um ano antes destas se encontrarem nesta situao. Na Malsia, Kamaluddin *et al.* (2019) modificaram o modelo, explorando indicadores de fluxo de caixa, concluindo assim, que estes so indicadores confiveis para prever a falncia das empresas do seu pas.

2.2.2 Modelo de Ohlson (1980)

O modelo de Altman (1968) foi seriamente criticado por Ohlson (1980) devido s suas limitaoes. O autor demonstrou, no seu artigo, os trs principais problemas dos estudos com anlise discriminante

¹ *Return on assets, Stability of earnings, Debt service, Cumulative profitability, Liquidity, Capitalization e Size.*

múltipla: (1) a existência de determinados requisitos estatísticos impostos às variáveis preditivas, a título de exemplo, as matrizes de variância-covariância que devem ser iguais para as empresas falidas e ativas, (2) o resultado final do modelo é um indicador (*score*) de difícil interpretação intuitiva e (3) a existência de alguns problemas relacionados com os procedimentos de correspondência. Deste modo, Ohlson (1980) criou um novo modelo, apelidado *logit*. Este modelo admite uma distribuição logística em que a variável dependente é categórica do tipo binário, tomando, por isso, valores de 0 ou 1. Esta, assume o valor de 0 se porventura a situação em análise não se efetivar, ou, pelo contrário, o valor de 1, quando o evento se concretiza. Neste contexto, atribuiu-se o valor de 0 caso a empresa se encontre em atividade e o valor de 1 quando a mesma se encontra falida. Quanto às variáveis independentes, estas fundamentam-se apenas em rácios financeiros.

No seu estudo, Ohlson (1980) selecionou uma amostra com 105 empresas falidas e 2058 empresas ativas, do setor industrial, referentes ao período de 1970 a 1976. O autor estimou três modelos *logit* com o objetivo de prever a falência empresarial: um ano antes da falência (modelo 1), dois anos antes da falência (modelo 2) e entre um e dois anos antes da falência (modelo 3). De seguida, apresentam-se as nove variáveis explicativas aplicadas nos três modelos mencionados anteriormente:

- $X_1 = \log\left(\frac{\text{Total do Ativo}}{\text{PIB}}\right)$;
- $X_2 = \frac{\text{Total do Passivo}}{\text{Total do Ativo}}$;
- $X_3 = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Total do Ativo}}$;
- $X_4 = \frac{\text{Passivo de curto prazo}}{\text{Ativo circulante}}$;
- $X_4 = \frac{\text{Passivo de curto prazo}}{\text{Ativo circulante}}$;
- $X_5 = 1$ se o passivo for superior ao ativo e 0 caso contrário;
- $X_6 = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Total do Ativo}}$;
- $X_7 = \frac{\text{Cash-flow operacional}}{\text{Total do Passivo}}$;
- $X_8 = 1$ se o resultado líquido dos últimos dois anos foi negativo e 0 caso contrário;
- $X_9 = \frac{(RL_i - RL_{i-1})}{(|RL_i| + |RL_{i-1}|)}$, em que RL_i é o resultado líquido do período mais recente e i o número de anos.

Ohlson (1980) conseguiu prever a falência, um ano antes, dois anos antes e entre um e dois anos antes, com uma precisão de 96,12%, 95,55% e 92,84%, respetivamente. Por fim, o autor identificou quatro fatores estatisticamente significativos para prever a falência de uma empresa: (1) a dimensão da empresa, (2) a estrutura financeira, (3) algumas medidas de desempenho e (4) a liquidez. Para além disso, concluiu que a capacidade preditiva de um modelo depende do momento em que a informação

financeira se encontra disponível e que adicionar outras variáveis explicativas melhoraria a capacidade preditiva do modelo.

Balcaen & Ooghe (2006) salientam vários aspetos positivos deste modelo, nomeadamente a perceção imediata da situação de uma empresa, ou seja, se esta se encontra ou não em estado de falência, uma vez que o resultado final do modelo é uma variável *dummy*, bem como não exige que as variáveis tenham uma distribuição normal. Mas, apesar destes aspetos positivos, o modelo apresenta igualmente limitações, que Balcaen & Ooghe (2006) expõem como pontos fracos, sobretudo, o facto de este modelo ser muito sensível ao problema da multicolinearidade, assim como ser extremamente sensível a valores extremos e valores omissos.

Por conseguinte, o modelo de Ohlson (1980) foi objeto de vários estudos, análises e modificações por outros investigadores, particularmente, Chen (2018), Costa (2014), Obradović *et al.* (2018), Pacheco (2015), Pacheco *et al.* (2019), Rosa (2017), Silva (2014), Vo *et al.* (2019), Waqas & Md-Rus (2018) e Zavgren (1985).

Waqas & Md-Rus (2018) estudaram este modelo com o propósito de ajudar as empresas paquistanesas a prever problemas financeiros. Os autores contribuíram para a literatura com algumas informações relevantes sobre a importância dos diferentes índices financeiros para prever a falência e obtiveram uma elevada taxa de precisão (98%). Já Obradović *et al.* (2018) adequaram este modelo ao ambiente de negócios da Sérvia, induzindo apenas os indicadores financeiros estatisticamente significativos para a mesma, e assim, conseguiram alcançar uma precisão global de 88,4%. Em Portugal, Costa (2014) aplicou o modelo *logit* em empresas da construção civil, com rácios financeiros inspirados no estudo de Altman & Sabato (2007), resultando num modelo com uma capacidade de precisão entre os 75,71% e os 72,86%.

2.2.3 Comparação entre os modelos de Altman (1968) e Ohlson (1980)

Mihalovič (2016) desenvolveu um modelo para empresas eslovacas e observou que a regressão logística teve um poder de previsão relativamente alto, superando assim a análise discriminante múltipla. O autor acrescenta, ainda, que o modelo *logit* não é o mais adequado para o ambiente de negócios eslovacos e não recomenda a utilização da análise discriminante múltipla, devido às suas limitações. Bessa (2018) comparou o modelo de previsão de Altman (1968) com o de Ohlson (1980) para o caso de PME portuguesas. A autora constatou que a regressão logística era a mais compatível com o seu país, dado que a sua capacidade preditiva era um pouco superior à análise discriminante múltipla. Alaka *et al.* (2018) compararam estudos de numerosos autores e concluíram que 68% considerava que a regressão

logística era mais eficiente do que a análise discriminante múltipla, visto que, apenas 32% julgavam esta técnica melhor. No entanto, Karamzadeh (2013) comparou o modelo de Altman (1968) e de Ohlson (1980), em empresas iranianas, sem qualquer tipo de alterações, tendo concluído que a análise discriminante múltipla, ao longo do período em análise, mostrou-se ser a mais adequada. Por fim, Altman & Sabato (2007) defendem que, independentemente das diferenças teóricas entre os dois modelos, os resultados empíricos são deveras análogos em termos de precisão.

2.2.4 Outros modelos

Embora os modelos de Altman (1968) e de Ohlson (1980) sejam os mais conhecidos e analisados, outros tipos de modelos têm sido propostos na literatura (Bellovary *et al.*, 2007), tais como o *probit* (Karminsky & Burekhin, 2019; Kovacova & Kliestik, 2017; Othman & Asutay, 2018; Zmijewski, 1984) e as *artificial neural networks* (Atiya, 2001; Baesens *et al.*, 2003; Korol, 2019; Valdes *et al.*, 2014). Shi & Li (2019) afirmam que, a partir dos anos 90, houve um aumento da procura por *artificial neural networks* devido ao interesse súbito dos investigadores pela inteligência artificial e, por isso, tornaram-se uma das ferramentas mais auspiciosas e utilizadas. Além destes, destacam-se, também, as *Data Envelopment Analysis* (DEA) (Chang & Kuo, 2008; Horváthová & Mokrišová, 2018; Mousavi *et al.*, 2015; Ouenniche & Tone, 2017; Scalzer *et al.*, 2018) e os modelos híbridos ² (Chi *et al.*, 2019; Cho *et al.*, 2010; Chuang, 2013; Le *et al.*, 2019; Pal *et al.*, 2016). Alguns destes modelos demonstram uma melhor capacidade de previsão do que os modelos de Altman (1968) e Ohlson (1980) (Alaka *et al.*, 2018; Ashraf *et al.*, 2019; Indriyanti, 2019; Muller *et al.*, 2009; Prado *et al.*, 2019). Todavia, na presente dissertação, optou-se por não utilizar estes modelos, uma vez que, apesar da elevada capacidade de previsão que têm demonstrado, a interpretação dos resultados tem-se revelado difícil para não especialistas, sendo que a própria aplicação dos mesmos também (Karminsky & Burekhin, 2019).

2.3 Indicadores microeconómicos

A análise de rácios é, desde o final do século XVIII, uma ferramenta fulcral para interpretar e avaliar demonstrações financeiras, permitindo medir o desempenho de uma determinada empresa e auxiliando-a nas suas tomadas de decisão (Bishop *et al.*, 2005).

"A técnica mais utilizada pela análise financeira consiste em estabelecer relações entre contas e agrupamentos de contas do balanço, da demonstração de resultados e da demonstração dos fluxos de

² Os modelos híbridos resultam da fusão de vários dos modelos descritos ao longo desta secção.

caixa, ou ainda entre outras grandezas económico-financeiras” (Neves, 2012, p. 213). Neves (2012) explica que estas relações podem ter múltiplas designações, como rácios, índices, indicadores, entre outros. No entanto, antepõe o termo “rácio”, visto que não é tão utilizado na linguagem corrente com outros significados.

Peres & Antão (2019) referem que os rácios são, em suma, um resumo que abrange uma imensa quantidade de informação, ajudando, assim os analistas financeiros a fazer análises e comparações corretas.

Os rácios podem ser comparados ao longo do tempo, para uma determinada empresa (análise *time series*), ou num equivalente período de tempo, para empresas distintas (análise *cross-section*) (Farinha, 1995; Robinson *et al.*, 2009).

De acordo com Neves (2012), os rácios representam-se, geralmente, agrupados através de categorias, uma vez que a sua empregabilidade depende, por exemplo, do seu objetivo ou da informação que este disponibiliza. Existem várias formas de os categorizar, porém, este autor, agrupa os rácios do seguinte modo:

- Rácios financeiros: são aqueles que se relacionam apenas com aspetos financeiros, como por exemplo a estrutura financeira e a solvabilidade;
- Rácios económicos: apresentam aspetos de situação económica, tais como a estrutura dos custos e as margens;
- Rácios económico-financeiros: são aqueles que pretendem compreender os aspetos económico-financeiros, a título de exemplo, a rendibilidade dos capitais e a rotação do ativo;
- Rácios de funcionamento: analisam os impactos financeiros da gestão ao nível do ciclo de exploração, como o rácio de prazos médios de recebimento e a duração média de existências em armazém;
- Rácios técnicos: têm o intuito de dar a conhecer aspetos relacionados com a produção e as atividades em geral, por exemplo, a produtividade da mão de obra.

Dada a diversidade de rácios existentes e a forma como podem ser agrupados, em seguida são apresentados e descritos os rácios mais comumente encontrados na literatura e, simultaneamente, mais relevantes para o propósito desta dissertação (Brealey *et al.*, 2017; Damodaran, 2001; Neves, 2012). Assim, optou-se por organizar os rácios da seguinte forma: rácios de liquidez, rácios de

rendibilidade, rácios de funcionamento, rácios de alavanca financeira e risco e rácios de solvabilidade e autonomia financeira.

2.3.1 Rácios de liquidez

Os rácios de liquidez permitem observar a capacidade que uma organização possui para fazer face aos seus compromissos de curto prazo (Jagels, 2006). Estes rácios medem, portanto, a velocidade com que os ativos são convertidos em dinheiro (Robinson *et al.*, 2009). De um modo geral, os rácios de liquidez são compostos pelos rácios: liquidez geral, liquidez reduzida e liquidez imediata (Baptista & Andrade, 2004).

O rácio da liquidez geral (*current ratio*) mostra de que modo o passivo circulante é coberto pelo ativo circulante, esperando que este seja convertido em dinheiro num futuro relativamente próximo (Brigham & Houston, 2018).

$$\text{Liquidez geral} = \frac{\text{Ativo circulante}}{\text{Passivo circulante}} \quad (2)$$

Baptista & Andrade (2004) consideram que o valor de dois é o mais seguro para este rácio, para que a organização apresente equilíbrio financeiro. Caso o valor seja inferior a dois, então pode significar que a empresa não tem capacidade para pagar as suas dívidas a curto prazo.

O rácio da liquidez reduzida (*quick ratio*) tem uma finalidade similar à do rácio descrito anteriormente, porém deve ter-se em conta que as existências, habitualmente, não são transformadas de imediato em liquidez (Neves, 2012).

$$\text{Liquidez reduzida} = \frac{\text{Ativo circulante} - \text{Existências (ou Inventários)}}{\text{Passivo circulante}} \quad (3)$$

Segundo Jagels (2006), a interpretação deste rácio é semelhante à do rácio anterior. No entanto, o autor refere também que, enquanto os credores preferem um rácio elevado, os acionistas priorizam um rácio baixo e, por isso, é necessário que os gestores encontrem um ponto de equilíbrio entre ambas as perspetivas.

A caixa e os depósitos bancários são os ativos mais líquidos de uma empresa e, por este motivo, os analistas financeiros também calculam e analisam o rácio da liquidez imediata (*cash ratio*) (Brigham & Houston, 2018).

$$\text{Liquidez imediata} = \frac{\text{Caixa} + \text{Depósitos bancários} + \text{Ativos financeiros com liquidez}}{\text{Passivo circulante}} \quad (4)$$

Segundo Baptista & Andrade (2004), este rácio é considerado por alguns autores como um rácio de difícil análise e interpretação e, geralmente, tende para o valor zero, dado que as organizações propendem a ter uma tesouraria nula. Além disso, um rácio elevado pode ser evidência de uma má gestão de tesouraria.

Acosta-González *et al.* (2019), Altman (1968), Abidali & Harris (1995), Chen (2018), Kliestik *et al.* (2018), Mselmi *et al.* (2017), Obradović *et al.* (2018), Ohlson (1980), Rosa (2017), Sayari & Mugan (2017), Vo *et al.* (2019), Waqas & Md-Rus (2018) e Zavgren (1985) qualificam os rácios de liquidez como relevantes para explicar a falência empresarial.

2.3.2 Rácios de rendibilidade

Os rácios de rendibilidade indicam a relação estabelecida entre o resultado apurado num exercício económico – lucro ou o prejuízo – e as vendas ou uma grandeza de capital (Neves, 2012). Jagels (2006) afirma que estes rácios são, geralmente, utilizados para medir a capacidade de uma empresa obter lucro. Três dos rácios mais utilizados nesta categoria são: o rácio de rendibilidade operacional de vendas, o rácio de rendibilidade operacional do ativo e o rácio de rendibilidade do capital próprio (Robinson *et al.*, 2009).

A rendibilidade operacional de vendas³ é um rácio que permite estudar a relação entre o resultado operacional e as vendas (Neves, 2012).

$$\text{Rendibilidade operacional das vendas} = \frac{\text{Resultado operacional}}{\text{Volume de negócios}} \quad (5)$$

De acordo com Brigham & Houston (2018), quanto maior for o valor deste rácio, melhor. Contudo, é preciso ter em atenção o preço do produto e a quantidade vendida do mesmo, visto que estes aspetos afetam a forma como se interpreta o rácio. A título de exemplo, os autores esclarecem que, caso uma empresa estabeleça um valor relativamente elevado ao seu produto e o vender em pequena quantidade, isso pode resultar num lucro líquido baixo.

A rendibilidade operacional do ativo (*return on assets*) é um rácio que avalia o desempenho dos capitais totais (próprios e alheios) investidos numa empresa (Neves, 2012).

$$\text{Rendibilidade operacional do ativo} = \frac{\text{Resultado operacional}}{\text{Ativo}} \quad (6)$$

³ Nos rácios de rendibilidade, quando se faz referência a vendas, considera-se o volume de negócios, que corresponde à soma das vendas e da prestação de serviços de uma empresa.

Um rácio muito elevado pode significar que, outrora, a empresa realizou bons investimentos. Em contrapartida, um valor muito baixo pode significar que a empresa não está a usufruir da melhor forma dos seus ativos (Brealey *et al.*, 2017).

A rentabilidade do capital próprio (*return on equity*) é um rácio que mede a capacidade que uma organização tem para gerar lucros, a partir do investimento de capital proporcionado pelos acionistas (Tracy, 2008).

$$\text{Rentabilidade do capital próprio} = \frac{\text{Resultados líquidos}}{\text{Capital próprio}} \quad (7)$$

Segundo Fernandes *et al.* (2016), é difícil indicar um valor específico para este rácio, pois depende do setor da empresa. Contudo, um rácio elevado é favorável, uma vez que a remuneração do acionista da empresa será maior.

Autores como Altman (1968), Altman *et al.* (1977), Beaver (1966), Becchetti & Sierra (2003), Chen (2018), Karas & Srbová (2019), Lucanera *et al.* (2020), Pacheco *et al.* (2019), Pisula (2020), Rosa (2017), Silva (2014) e Tserng *et al.* (2014) referem nos seus estudos a importância dos rácios de rentabilidade para determinar a falência de uma empresa.

2.3.3 Rácios de funcionamento

Os rácios de funcionamento medem a eficiência com que uma organização utiliza e gere os seus ativos (Jagels, 2006). Segundo Robinson *et al.* (2009), estes rácios têm um impacto direto na liquidez, logo, alguns rácios de funcionamento, são igualmente úteis para avaliar a liquidez. Alguns dos rácios mais importantes que compõe esta categoria são: o rácio da rotação do ativo, o rácio prazo médio de recebimentos e o rácio prazo médio de pagamentos (Robinson *et al.*, 2009).

O rácio da rotação do ativo calcula o grau de utilização dos ativos (Neves, 2012).

$$\text{Rotação do ativo} = \frac{\text{Volume de negócios}}{\text{Ativo}} \quad (8)$$

Este rácio varia conforme os setores de atividade, portanto não é possível indicar um valor ideal (Fernandes *et al.*, 2016). No entanto, um rácio alto é desfavorável, porque pode indicar que a organização está a trabalhar próximo do seu limite de capacidade (Neves, 2012).

O rácio prazo médio de recebimentos (*days of sales outstanding*) mede a brevidade com que se recebe dos clientes (Neves, 2012).

$$\text{Prazo médio de recebimentos} = \frac{\text{Clientes}}{\text{Vendas e serviços prestados} \times (1 + t_{IVAV})} \times 365, \quad (9)$$

onde:

- IVAV é a taxa média de IVA (Imposto sobre o Valor Acrescentado) nas vendas e serviços prestados.

Um valor alto deste rácio é financeiramente desaconselhável, visto que pode revelar uma certa incapacidade do departamento de cobrança ou falta de poder negocial da entidade perante os seus clientes (Neves, 2012).

O rácio prazo médio de pagamentos (*days of payables outstanding*) mede a velocidade com que uma organização costuma regularizar as suas dívidas junto dos seus fornecedores (Neves, 2012).

$$\text{Prazo médio de pagamentos} = \frac{\text{Fornecedores}}{\text{Compras e fornecimentos e serviços externos} \times (1 + t_{IVAC})} \times 365, \quad (10)$$

onde:

- IVAC é a taxa média de IVA nas compras e fornecimentos e serviços externos.

Segundo Neves (2012), quanto menor for o valor deste rácio, menor será o grau de financiamento que os fornecedores fazem à exploração. Além disso, pode indicar falta de poder negocial da entidade perante os seus fornecedores. O autor acrescenta que um rácio elevado pode suscitar dificuldades à organização, nomeadamente em satisfazer as suas obrigações. Assim, para uma situação mais saudável da tesouraria da empresa o prazo médio de recebimento dos clientes deve ser inferior ao prazo médio de pagamentos aos fornecedores. Caso contrário, a tesouraria da empresa sofre forte pressão.

Os rácios de funcionamento devem ser interpretados individualmente, contudo, deve ser realizada uma análise a outros rácios que se demonstrem pertinentes para determinar a eficiência geral de uma empresa (Robinson *et al.*, 2009).

Acosta-González *et al.* (2019), Altman (1968), Altman (1983), Achim *et al.* (2012), Charitou *et al.* (2004), Heo & Yang (2014), Obradović *et al.* (2018), Pimenta (2015), Rosa (2017) e Tserng *et al.* (2014) empregaram rácios de funcionamento nas suas investigações.

2.3.4 Rácios de alavanca financeira e risco

Os rácios de alavanca financeira e risco são utilizados, normalmente, para análises de crédito, uma vez que revelam as dívidas da organização e as consequências que as mesmas têm na exploração (Neves, 2012). Estes rácios fornecem, portanto, informações acerca do risco de concessão de crédito adicional à empresa (Neves, 2012). Os principais rácios que incorporam esta categoria são: o rácio de

endividamento, o rácio de estrutura de endividamento e o rácio de cobertura dos custos financeiros (Neves, 2012).

De acordo com Neves (2012), o rácio de endividamento verifica a dependência com que uma organização emprega capital alheio no financiamento.

$$\text{Endividamento} = \frac{\text{Passivo}}{\text{Capital próprio} + \text{passivo}} \quad (11)$$

Segundo Fernandes *et al.* (2016), o rácio de endividamento pode variar entre 0 e 1. Quanto menor for o valor deste rácio, melhor, pois indica que a maioria do financiamento é realizado com capitais próprios. No entanto, uma relação igual a 1 pode significar que a empresa está a ser financiada apenas por capitais alheios.

É importante salientar que, nem sempre importa conhecer, unicamente, o grau de endividamento da empresa, mas também o modo como este se estrutura. Na prática, se uma empresa tem um endividamento, maioritariamente de curto prazo, isso trará maior pressão à tesouraria do que se o endividamento fosse maioritariamente de longo prazo (Neves, 2012). Por este motivo, existe o rácio de estrutura de endividamento:

$$\text{Estrutura de endividamento} = \frac{\text{Passivo circulante}}{\text{Passivo}} \quad (12)$$

De acordo com Neves (2012), um valor elevado deste rácio não é favorável, uma vez que maior será o peso das dívidas de curto prazo nas dívidas totais.

O rácio cobertura dos encargos financeiros (*interest coverage*) permite observar em que medida os resultados de exploração excedem os encargos financeiros (Neves, 2012).

$$\text{Cobertura dos custos financeiros} = \frac{\text{Resultados operacionais}}{\text{Custos financeiros}} \quad (13)$$

Um rácio elevado pode indicar maior solvência, oferecendo, assim, maior garantia de que a organização consiga pagar todas as suas dívidas (Robinson *et al.*, 2009). No entanto, se o rácio for inferior a um, a empresa terá múltiplas dificuldades com o pagamento dos juros (Baptista & Andrade, 2004).

Altman (1968), Abidali & Harris (1995), Charitou *et al.* (2004), Karas & Režňáková (2017c), Obradović *et al.* (2018), Ohlson (1980), Pacheco *et al.* (2019), Rosa (2017), Silva (2014), Tserng *et al.* (2014) e Waqas & Md-Rus (2018) foram alguns dos autores que utilizaram rácios de alavanca financeira e risco nos seus modelos de previsão de falência.

2.3.5 Rácios de solvabilidade e autonomia financeira

Os rácios de solvabilidade e autonomia financeira indicam a capacidade que uma organização tem para fazer face aos seus compromissos de dívida de médio e longo prazo (Neves, 2012). Estes rácios envolvem, frequentemente, uma análise profunda da estrutura financeira de uma empresa (Robinson *et al.*, 2009). Esta categoria incorpora os seguintes rácios: rácio de solvabilidade, rácio *debt to equity* e rácio de autonomia financeira (Neves, 2012).

O rácio de solvabilidade mede a capacidade que uma empresa tem para solver (pagar) as suas dívidas (Neves, 2012). Empresas que não têm solvabilidade são, deste modo, consideradas como falidas (Neves, 2012).

$$\text{Solvabilidade} = \frac{\text{Capital próprio}}{\text{Capital alheio}} \quad (14)$$

Quanto maior for o valor deste rácio, maior será a solvabilidade da empresa, ou seja, maior será a sua capacidade para gerar fluxos de caixa suficientes para cumprir com as suas obrigações (Neves, 2012).

É de realçar que, por vezes, na análise financeira utiliza-se o inverso deste rácio que se intitula de *Debt to Equity ratio*.

$$\text{Debt to Equity} = \frac{\text{Capital alheio}}{\text{Capital próprio}} \quad (15)$$

Segundo Robinson *et al.* (2009), quanto maior for o valor deste rácio, menor será a solvabilidade da empresa. O autor acrescenta ainda que, se o rácio tiver o valor de um, indica quantidades iguais de capital alheio e de capital próprio.

A autonomia financeira é um rácio que mede a percentagem de ativo de uma empresa que se encontra a ser financiado pelos capitais próprios (Farinha, 1995). Neves (2012) considera este rácio como um complemento do rácio de endividamento.

$$\text{Autonomia financeira} = \frac{\text{Capital próprio}}{\text{Capital próprio} + \text{Capital alheio}} \quad (16)$$

Quanto menor for o valor do rácio, maior será a dívida da empresa e, portanto, maior o risco de realizar novos financiamentos (Robinson *et al.*, 2009).

Os rácios de solvabilidade e autonomia financeira beneficiam os analistas financeiros de diferentes maneiras, o que tem sido evidenciado por vários estudos realizados, tais como o de Acosta-González *et al.* (2019), Altman (1968), Achim *et al.* (2012), Chen (2018), Chen *et al.* (2013), Karas & Režňáková (2017b), Mselmi *et al.* (2017) e Pacheco *et al.* (2019).

Por último, é de realçar que, a estimação de um valor para um determinado rácio permite ao analista financeiro avaliar a situação anterior ou futura de uma empresa. No entanto, este deve interpretar corretamente os resultados, visto que os rácios tratam somente de dados quantitativos que, por si só, não são a resposta (Robinson *et al.*, 2009). Por este motivo, a consideração de fatores qualitativos – ética, motivação ou qualidade dos gestores – devem ser estudados, analisando assim, cada rácio de acordo com o seu contexto (Neves, 2012). Por outro lado, olhar para o valor de um rácio de uma empresa num determinado ano, pouca informação acaba por transmitir. O que é relevante é comparar a evolução do valor desse rácio ao longo do tempo (análise *time series*) e/ou comparar o valor desse rácio com o de outras empresas no mesmo momento do tempo (análise *cross section*) (Robinson *et al.*, 2009).

2.4 Indicadores macroeconómicos

Os rácios de natureza financeira, desde o surgimento dos primeiros estudos, têm um papel preponderante como indicadores de “sucesso” ou “falência” empresarial, nos modelos de previsão de falência (Bishop *et al.*, 2005). De uma forma global, verificou-se que os estudos mais antigos relacionados com rácios financeiros, demonstram uma elevada capacidade de previsão de falência (*e.g.* Altman, 1968; Altman *et al.*, 1977; Beaver, 1966; Ohlson, 1980). No entanto, Beaver *et al.* (2005) afirmam que, a inclusão de apenas rácios financeiros nos modelos de previsão, pode levar a uma ligeira diminuição da sua capacidade explicativa e que esta pode ser compensada a partir da combinação destes rácios com outro tipo de indicadores.

Ao longo das últimas décadas, as empresas têm sofrido várias crises que os modelos históricos não conseguem prever. Um exemplo atual é a inesperada pandemia da Covid-19, que tem vindo a afetar todo o mundo desde 2019 e a obrigar várias empresas a encerrar ou a ativar planos de contingência. Logo nas primeiras semanas de pandemia, após a declaração de estado de emergência, apenas 8% das empresas continuavam ativas sem qualquer tipo de restrição, 40,1% estavam ativas, mas com restrições de atividade e 19% ficaram com as suas atividades seriamente restritas (Lusa, 2020). Estes acontecimentos, conduziram à descida do Produto Interno Bruto (PIB) do país e prejudicaram um número considerável de empresas (Governo da República Portuguesa, 2021).

Boratyńska (2016) e Habib *et al.* (2018) declaram que a falência empresarial acontece, várias vezes, durante uma crise económica, sendo a consequência do impacto de fatores macroeconómicos, devido, sobretudo, à queda nas vendas. Shu *et al.* (2013) conduziram um estudo sobre a importância dos indicadores macroeconómicos para prever a falência empresarial e concluíram que: (1) o ambiente

macroeconómico pode afetar os lucros futuros de uma empresa e, portanto, recomendam a sua inclusão nos modelos e (2) a utilização de indicadores macroeconómicos afeta apenas determinados períodos de tempo e difere conforme o tipo de empresa. Segundo Obradović *et al.* (2018) é fundamental criar modelos com indicadores macroeconómicos, visto que, assim, as entidades poderão dispor de dados e previsões mais confiáveis.

Acosta-González *et al.* (2019), Altman (1983), Boratyńska (2016), Giriūniene *et al.* (2019), Habib *et al.* (2018), Tinoco & Wilson (2013), Liu (2004), Pacheco *et al.* (2019), Platt & Platt (1994), Yazdanfar & Öhman (2020) e Žiković (2016) são alguns dos investigadores que demonstraram o impacto dos indicadores macroeconómicos para prever o risco de falência das empresas.

Altman (1983) foi o primeiro a investigar a influência de indicadores macroeconómicos em modelos de previsão de falência, através de um modelo auto-regressivo (*distributed-lag regression model*). Este considerou como variável dependente a probabilidade de falência empresarial e como variáveis explicativas, a taxa de variação do PNB (Produto Nacional Bruto), o índice S&P 500 (*Standard & Poor's 500*), a oferta monetária (M2) e o nascimento de empresas. O autor descobriu que, à medida que a probabilidade de falência empresarial aumentava, as três primeiras variáveis explicativas referidas anteriormente diminuam, no entanto, a última aumentava. Já Platt & Platt (1994) estudaram os principais indicadores macroeconómicos que induziam à falência de uma empresa em quatro subgrupos de estados dos Estados Unidos da América (EUA), utilizando um modelo autorregressivo transversal correlacionado de séries temporais. Os autores concluíram que o nível salarial e a taxa de variação de nascimento de empresas estavam positivamente relacionadas com o insucesso empresarial. Posteriormente, Young (1995) destacou no seu estudo, a importância das taxas de juro para explicar a falência de uma organização. De uma maneira geral, observou que a taxa de juro acima do expectável teria contribuído para um aumento do número de falências no início dos anos 80, porém, no final da década, a principal causa de falência era o aumento do grau de endividamento. Mais tarde, Hol (2007) desenvolveu um modelo para explicar a falência de empresas não financeiras a partir de rácios financeiros e da influência do ciclo económico. A autora constatou que o hiato do PIB, o índice de produção e a oferta da moeda (M1) em conjunto com indicadores que demonstram a saúde financeira de empresas individuais são determinantes para prever a falência de empresas norueguesas. Em Portugal, Oliveira (2014) demonstrou a utilidade de combinar variáveis financeiras, qualitativas e macroeconómicas para explicar o evento de insolvência na indústria transformadora. O autor descobriu que a probabilidade de uma empresa falir está relacionada com indicadores macroeconómicos como a taxa de crescimento do PIB e as taxas de juro praticadas nos novos empréstimos às organizações. Além

disso, as variáveis qualitativas como a antiguidade da empresa, a intensidade do fator trabalho e a tipologia da organização, revelaram-se todas estatisticamente significativas. Recentemente, Jones & Wang (2019) analisaram a probabilidade de empresas privadas falirem, usando um método avançado de *machine learning* conhecido como *TreeNet*. Através do seu estudo, concluíram que as variáveis macroeconómicas: crescimento do desemprego, crescimento da taxa de inflação, crescimento do PIB e crescimento da dívida pública, eram preditores importantes para todos os modelos testados pelos autores. Para além disso, os autores salientam que os indicadores financeiros em conjunto com as variáveis macroeconómicas e outras variáveis não financeiras, melhoravam consideravelmente a capacidade de previsão do seu modelo.

No caso particular deste trabalho, existem alguns estudos, embora muito poucos, aplicados no setor de construção, com variáveis micro e macroeconómicas.

Pacheco *et al.* (2019) apresentaram um modelo com as variáveis financeiras e não financeiras mais significativas para a previsão de falência de empresas portuguesas do setor da construção civil, aplicando os modelos *logit* e *probit*. Para tal, utilizaram um conjunto de dados, proveniente do Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI) e da Pordata, constituído por 14 variáveis financeiras e 4 variáveis não financeiras⁴. Os autores obtiveram uma precisão do modelo *logit* de 82,7% e do modelo *probit* de 81,8%. Com base nestes resultados, concluíram que a exportação e o número de funcionários eram variáveis não financeiras fundamentais para prever a falência de uma empresa no setor da construção. Já Acosta-González *et al.* (2019) conduziram um estudo com o intuito de descobrir os indicadores macroeconómicos que melhor explicam a probabilidade de falência de empresas espanholas do setor da construção. Como ponto de partida, os autores recolheram dados de organizações relativamente ao período compreendido entre 1995 e 2011 e, posteriormente, aplicaram a sua metodologia baseada num algoritmo genético. Após a execução do modelo, os resultados apontaram o crédito e as flutuações do preço dos terrenos como sendo os principais fatores de falência macroeconómicos. No geral, o modelo refletiu bons resultados, classificando as empresas falidas com uma precisão de 98,5%, no ano anterior à falência. Giriūniene *et al.* (2019) realizaram um estudo com o objetivo de avaliar de que modo os modelos de previsão de falência existentes são apropriados para o setor da construção e, possivelmente, aumentar a sua eficácia. Através deste, observaram que, os indicadores macroeconómicos mais significativos eram: a taxa de desemprego, o índice de preços dos elementos de consumo da construção e a mudança nos preços da habitação. Além disso, apuraram que este modelo pode ser extremamente

⁴ Taxa de juro do crédito habitação, dívida pública em percentagem do PIB, número de colaboradores e exportação.

útil para os gestores identificarem e estudarem o estado financeiro em que a sua organização se encontra, podendo, assim, prever crises futuras. De uma maneira geral, averiguaram que, ao alterarem o modelo criado por Butkus *et al.* (2014) e ao combinarem-no com um modelo baseado em indicadores macroeconómicos, a sua confiabilidade aumentava 7,8%. Este estudo mostrou ainda que, qualquer tipo de modelo é adequado para a previsão de falência de empresas do setor de construção, ou seja, não é necessário que o modelo seja especificamente para este setor.

Em síntese, os principais indicadores macroeconómicos estudados pelos autores citados anteriormente são apresentados na Tabela 1.

Tabela 1 – Indicadores macroeconómicos.
Fonte: Elaboração própria.

Indicadores macroeconómicos	Autores
PIB	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Altman (1983); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Hol (2007); Jones & Wang (2019); Oliveira (2014); Pacheco <i>et al.</i> (2019)
Taxa de juro	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Young (1995)
Taxa de inflação	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Jones & Wang (2019)
Taxa de desemprego	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Jones & Wang (2019)
Taxa de natalidade das empresas	Altman (1983); Platt & Platt (1994); Young (1995)

Os estudos mencionados nesta secção enfrentam determinadas dificuldades, como as metodologias mais adequadas a utilizar, devido aos poucos estudos existentes baseados em modelos de previsão de falência com indicadores macroeconómicos, assim como o difícil acesso a dados macroeconómicos (Žiković, 2016). No entanto, tanto a teoria quanto a prática, parecem confirmar que a utilização de indicadores macroeconómicos melhoram os resultados dos modelos de previsão (Duffie *et al.*, 2007).

2.5 Síntese do capítulo

Neste capítulo abordou-se, primeiramente, o conceito de falência, diferentes definições e a complexidade da aplicação correta do termo. Para o contexto do presente trabalho de investigação, associa-se o estado de falência ao facto de uma empresa estar em dificuldades financeiras. Posteriormente, com a fundamentação de Altman (1968) e Ohlson (1980), apresentou-se os modelos de previsão de falência mais populares e outros estudos inspirados nestes modelos. Além disso, foram explorados sucintamente estudos com outros tipos de modelos. De seguida, com o suporte, principalmente, de Neves (2012), foram evidenciados e explicados alguns dos indicadores microeconómicos mais conhecidos. Por fim,

mencionou-se o reconhecimento da importância crescente dos indicadores macroeconómicos nos modelos de previsão de falência, através de algumas investigações mais recentes (*e.g.* Giriūniene *et al.*, 2019; Pacheco *et al.*, 2019), que aplicaram este tipo de indicadores. Concluiu-se que, a inclusão deste tipo de variáveis explicativas parece aumentar a capacidade de previsão dos modelos.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

No presente capítulo é realizada, inicialmente, uma breve contextualização ao processo de concretização de uma investigação e classifica-se a investigação em estudo. Posteriormente, são descritos os métodos utilizados para se desenvolverem os modelos finais. O capítulo finaliza com uma síntese do mesmo.

3.1 Enquadramento teórico

O termo "investigação" é pouco utilizado no quotidiano, porém descreve uma abundância de atividades, tais como a recolha em massa de informações, o estudo de teorias esotéricas e a produção de produtos singulares. No entanto, é essencial que um estudante que esteja a iniciar um projeto de investigação académico ou prático, compreenda claramente o significado da palavra "investigação" e suprima possíveis equívocos devido ao seu uso trivial noutras áreas (Walliman & Baiche, 2001). Segundo Sekaran & Bougie (2016), o termo pode ser definido como um processo que permite solucionar um determinado problema após um estudo rigoroso e uma análise dos fatores situacionais.

Hyland (2016) afirma que uma investigação se principia, normalmente, quando um indivíduo se interessa ou se apoqueta por um determinado tema, questionando-se sobre o mesmo. O autor acrescenta ainda que estas questões, assim como a recolha, análise e interpretação dos dados para as replicar, estão diretamente relacionadas com as predileções e as experiências pessoais do investigador, bem como o tema, o objetivo, o contexto, o acesso, o tempo, os recursos e a dedicação de que dispõe. Além disso, as investigações devem ser efetuadas com um elevado grau de rigor, uma vez que afetarão a qualidade dos resultados (Walliman, 2010).

Saunders *et al.* (2016) expõem e descrevem um modelo, intitulado "*the research onion*", que pretende ajudar os investigadores a estruturar o seu estudo através de filosofias, abordagens, estratégias, métodos, horizontes temporais e técnicas de recolha de dados. Deste modo, nos parágrafos seguintes detalham-se as diversas componentes deste modelo, com o objetivo de classificar a investigação em estudo.

3.1.1 Filosofias de investigação

Segundo Saunders *et al.* (2016), os principais fundamentos filosóficos da investigação são a ontologia e a epistemologia. A ontologia é a parte da Filosofia que estuda a natureza da realidade que se conhece. Dentro deste ramo da Filosofia existe o realismo que consiste numa abordagem objetiva do mundo que

nos rodeia e o nominalismo que adota uma abordagem subjetiva do mesmo. Em contrapartida, a epistemologia é a parte da Filosofia que estuda a natureza do conhecimento ou como se chega a esse conhecimento. A posição epistemológica depende da posição ontológica selecionada e, pode ser positivista, resultando em generalizações em forma de leis, ou interpretativista, que consiste na compreensão dos significados que os atores sociais atribuem ao fenómeno em estudo.

3.1.2 Abordagens de investigação

Saunders *et al.* (2016) referem que os dois principais tipos de abordagens de investigação que existem são: a dedutiva e a indutiva. Na abordagem dedutiva desenvolve-se uma teoria e uma hipótese e estabelece-se uma estratégia de investigação para testar e validar essa hipótese. Já na abordagem indutiva o investigador recolhe os dados e formula uma teoria através da análise dos mesmos.

3.1.3 Estratégias de investigação

De acordo com os mesmos autores, antes de se definir a estratégia de investigação analisa-se a natureza da investigação, que pode ser classificada segundo três tipos de estudos: exploratórios, descritivos e explicativos. Os estudos exploratórios são extremamente proveitosos quando se pretende descobrir o que está a acontecer ou para obter novas compreensões sobre um determinado tema. Os estudos descritivos procuram descrever com precisão o perfil de eventos, situações ou pessoas. Por último, os estudos explicativos visam estabelecer relações causais entre variáveis.

Os autores afirmam que as estratégias de investigação auxiliam o investigador a definir um plano para alcançar o seu objetivo. Existem diversas estratégias de investigação, tais como: a experimentação, o levantamento/sondagem, o estudo de caso, a investigação-ação, a etnografia e a investigação documental. A experimentação estuda relações causais entre variáveis, ou seja, o investigador manipula uma ou mais variáveis independentes para observar o efeito dessa manipulação nas variáveis dependentes. O levantamento/sondagem possibilita a recolha de dados padronizados de um grande número de casos e recorre a técnicas como inquéritos, observações e entrevistas estruturadas. O estudo de caso baseia-se na investigação profunda e detalhada sobre um tópico ou fenómeno aplicado no contexto de vida real. A investigação-ação pode ser definida como a investigação aquando da ação, em vez de investigação sobre a ação, assim, por exemplo, a investigação concentra-se apenas na resolução de questões organizacionais, como as implicações da mudança, com aqueles que experienciaram os problemas diretamente. A etnografia estuda os fatores culturais e sociais de um determinado grupo e,

portanto, implica a convivência do investigador com o mesmo. A investigação documental consiste no estudo de documentos e arquivos de dados pré-existentes.

3.1.4 Métodos de investigação

A primeira abordagem metodológica que o investigador terá de escolher será entre uma investigação: quantitativa, qualitativa ou mista. A investigação quantitativa está associada geralmente a uma abordagem positivista e dedutiva, nomeadamente quando é utilizada em técnicas de recolha de dados pré-determinadas e estruturadas. A investigação qualitativa está associada geralmente a uma abordagem interpretativista e indutiva, visto que os investigadores procuram compreender os significados subjetivos e socialmente construídos revelados pelo tópico que está a ser estudado. Uma investigação mista combina as duas investigações mencionadas anteriormente (Saunders *et al.*, 2016).

3.1.5 Horizonte temporal

É importante, também, que o investigador defina o horizonte temporal do seu estudo, tendo em conta que este pode ser longitudinal ou transversal. O estudo transversal permite o estudo de um determinado fenómeno num determinado momento. Já o estudo longitudinal estuda as mudanças e o desenvolvimento de um mesmo fenómeno em diferentes períodos de tempo (Saunders *et al.*, 2016).

3.1.6 Técnicas de investigação

Segundo Saunders *et al.* (2016), as técnicas de amostragem podem ser divididas em dois tipos: as probabilísticas ou representativas e as não probabilísticas ou subjetivas. Nas técnicas de amostragem probabilísticas a amostra é escolhida aleatoriamente e, por isso, todos os elementos da população têm igual probabilidade de serem escolhidos. As principais técnicas de amostragem probabilísticas que existem para selecionar a amostra são: a aleatória simples, a aleatória sistemática, a aleatória estratificada, por *cluster* e em estágios múltiplos. Por outro lado, na amostragem não probabilística, a probabilidade de cada elemento da população ser escolhido é desconhecida e, conseqüentemente, utilizam-se outras técnicas que se baseiam num julgamento subjetivo. As técnicas de amostragem não probabilísticas são: por quotas, intencional, bola de neve, por seleção própria e por conveniência.

3.2 Classificação da investigação

Com objetivo principal de classificar a investigação em estudo recorreu-se ao modelo “*the research onion*” sugerido por Saunders *et al.* (2016) e mencionado na secção 3.1. Desta forma, a Filosofia mais adequada para este estudo enquadra-se na epistemologia positivista, pois são utilizados dados de

empresas portuguesas do setor da construção e, através destes, pretende-se desenvolver novas hipóteses com as relações encontradas. Relativamente ao tipo de abordagem de investigação, esta corresponde a uma abordagem essencialmente dedutiva, visto que parte de algumas teorias já existentes, nomeadamente os estudos de Ohlson (1980) e Altman (1968).

Quanto à natureza da investigação, a presente investigação classifica-se como exploratória, uma vez que ainda é um tópico pouco estudado em Portugal e, por conseguinte, procura-se descobrir novos aspetos e contribuir para o aumento do conhecimento sobre o mesmo. Em relação à estratégia de investigação, aplicou-se a estratégia de sondagem/levantamento, dado que é necessário a recolha de dados de um número considerável de empresas. Esta estratégia é bastante utilizada em abordagens dedutivas e recorre, normalmente, a análises estatísticas. Além disso, neste tipo de estratégia, o instrumento típico de recolha de dados são questionários estruturados (ou seja, com perguntas e respostas fechadas) que representam as variáveis em estudo e que podem ser codificadas (isto é, quantificadas) para depois serem analisadas através de procedimentos e testes estatísticos. No entanto, em vez de se recolher dados primários através de um questionário, são utilizados dados secundários, já disponíveis e recolhidos para outros fins. No caso do projeto em estudo, os dados foram recolhidos através das bases de dados Orbis e Pordata. No que diz respeito ao método de investigação, este é quantitativo e recorreu-se à análise de componentes principais e à regressão logística para a análise dos dados.

Outra componente do modelo sugerido por Saunders *et al.* (2016) é o horizonte temporal, que neste caso é longitudinal, uma vez que é estudada a situação de diferentes empresas em diferentes períodos de tempo. Para se obter uma amostra representativa da população (constituída pelas empresas do setor da construção civil em Portugal) emprega-se uma técnica de amostragem probabilística, nomeadamente a técnica de amostragem aleatória, estratificada de acordo com a situação financeira das empresas, isto é, se se encontram em atividade ou falência. Por fim, a proposta final desta dissertação é um modelo que resulta desta análise.

3.3 Métodos

3.3.1 Descrição e caracterização da amostra

A população teórica desta dissertação foi recolhida da Orbis, uma poderosa base de dados especializada em informação financeira da *Bureau van Dijk*.

Numa primeira fase, elegeram-se todas as empresas portuguesas cuja Classificação de Atividade Económica (CAE) estivesse relacionada com o setor da construção civil, isto é, CAE 41, 42 e 43,

representando a construção de edifícios, a engenharia civil e atividades especializadas de construção, respetivamente.

Posteriormente, seleccionaram-se as empresas ativas aleatoriamente, dado que a Orbis não autoriza a extração de um número superior a 12345 empresas, simultaneamente. Desta forma, das 48440 empresas ativas extraíram-se 12345 aleatoriamente.

No que diz respeito aos anos em estudo, escolheu-se para as empresas ativas o ano de 2019 e para as entidades que se encontravam falidas, o período de 2009 a 2019. Para além das características referidas anteriormente, foram ainda empregues os seguintes critérios: (1) informação disponível para os três anos anteriores ao período em análise para as empresas ativas e falidas, (2) os ativos das empresas serem superiores a zero e (3) a eliminação de empresas com indicadores em branco ou com a classificação de *non-available* (n.a.) ou *non-significant* (n.s.).

No final deste processo, das 12345 empresas ativas, obteve-se um número final de 1558 empresas. Já, no caso das empresas falidas, das 1552 obteve-se um total de 274, das quais 44 se encontravam falidas em 2009, 54 em 2010, 51 em 2011, 49 em 2012, 32 em 2013, 17 em 2014, 5 em 2015, 11 em 2016, 5 em 2017, 3 em 2018 e 3 em 2019.

3.3.2 Variável dependente

Tal como referido no final da secção 2.1, embora, geralmente, se use o termo falido para classificar as empresas, deve salientar-se que, nesta dissertação, este termo é entendido num sentido amplo. Isto é, estão incluídas neste termo não só as empresas efetivamente falidas, mas todas aquelas que possam estar em grande dificuldade financeira e, portanto, com forte probabilidade de acabarem por falir (ou entrar num processo de insolvência). Assim, foram incluídas na variável dependente todas as empresas que, na base de dados, estivessem classificadas como: *active*, *active (default of payment)*, *active (insolved proceedings)*, *bankruptcy* e *dissolved (bankruptcy)*.

3.3.3 Variáveis independentes

As variáveis independentes são compostas por indicadores micro e macroeconómicos, recolhidos das bases de dados Orbis e Pordata, respetivamente. Estes indicadores foram seleccionados consoante as seguintes condições: (1) a sua popularidade na literatura, (2) a sua significância estatística, (3) a quantidade de vezes que são referidos na literatura, (4) o seu relacionamento com o tema em estudo e (5) a sua disponibilidade nas bases de dados anteriormente referidas (Tabela 2).

Tabela 2 – Variáveis independentes.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Descrição das variáveis	Estudos em que a variável é significativa ou é incluída no modelo final	Estudos em que a variável não é significativa ou não é incluída no modelo final	Sinal
Liquidez	LIQG	Ativo circulante/Passivo circulante	Cheng & Hoang (2015); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Heo & Yang (2014); Horta & Camanho (2013); Tserng <i>et al.</i> (2014); Yan <i>et al.</i> (2020)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Correia (2012); Costa (2014); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Režňáková (2017c); Karas & Srbová (2019); Lagesh <i>et al.</i> (2018); Obradović <i>et al.</i> (2018); Pimenta (2015); Rosa (2017); Silva (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013)	- ⁵
	LIQR	(Ativo circulante- Inventário)/Passivo circulante	Cheng & Hoang (2015)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Obradović <i>et al.</i> (2018); Rosa (2017); Tserng <i>et al.</i> (2014); Yan <i>et al.</i> (2020)	-
	FMAT	Fundo de maneio/Ativo total	Altman (1968); Cheng & Hoang (2015); Correia (2012); Costa (2014); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Heo & Yang (2014); Horta & Camanho (2013); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Režňáková (2017c); Nouri & Soltani (2016); Obradović <i>et al.</i> (2018); Ohlson (1980); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Pham Vo Ninh <i>et al.</i> (2018); Pimenta (2015); Rosa (2017); Tserng <i>et al.</i> (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013); Vo <i>et al.</i> (2019)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Carvalho <i>et al.</i> (2020); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Srbová (2019); Oliveira (2014)	-
	FMV	Fundo de maneio/Vendas	Heo & Yang (2014); Karas & Režňáková (2017a)	Karas & Režňáková (2017b); Karas & Režňáková (2017c); Karas & Srbová (2019)	-
	FCAT	Fluxo de caixa/Ativo total	Correia (2012); Vieira <i>et al.</i> (2013)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Srbová (2019)	-

⁵ O sinal “-” significa que, quanto maior for o valor desta variável, menor será a probabilidade de falência. Já o sinal “+” significa que, quanto maior for o valor desta variável, maior será a probabilidade de falência.

Tabela 2 – Continuação.

Categoria	Variáveis	Descrição das variáveis	Estudos em que a variável é significativa ou é incluída no modelo final	Estudos em que a variável não é significativa ou não é incluída no modelo final	Sinal
	ROE	Resultado líquido/Capital próprio	Horta & Camanho (2013); Nouri & Soltani (2016); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Rosa (2017); Silva (2014)	Correia (2012); Karas & Režňáková (2017c); Karas & Srbová (2019); Pimenta (2015); Tserng <i>et al.</i> (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013)	- ⁶
	EBITAT	EBIT/Ativo total	Altman (1968); Carvalho <i>et al.</i> (2020); Heo & Yang (2014); Karas & Režňáková (2017c); Karas & Srbová (2019); Lucanera <i>et al.</i> (2020); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Pham Vo Ninh <i>et al.</i> (2018); Rosa (2017); Vo <i>et al.</i> (2019)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Oliveira (2014); Pimenta (2015); Yan <i>et al.</i> (2020)	-
Rendibilidade	RLV	Resultado líquido/Vendas	Cheng & Hoang (2015); Horta & Camanho (2013); Silva (2014)	Correia (2012); Costa (2014); Rosa (2017); Tserng <i>et al.</i> (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013); Yan <i>et al.</i> (2020)	-
	ROA	Resultado líquido/Ativo total	Carvalho <i>et al.</i> (2020); Cheng & Hoang (2015); Correia (2012); Horta & Camanho (2013); Jones & Wang (2019); Karas & Srbová (2019); Ohlson (1980); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Rosa (2017); Silva (2014); Tserng <i>et al.</i> (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013); Yan <i>et al.</i> (2020)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Costa (2014); Oliveira (2014); Pimenta (2015)	-
	EBITDAV	EBITDA/Vendas		Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Rosa (2017)	-

⁶ O sinal “-” significa que, quanto maior for o valor desta variável, menor será a probabilidade de falência. Já o sinal “+” significa que, quanto maior for o valor desta variável, maior será a probabilidade de falência.

Tabela 2 – Continuação.

Categoria	Variáveis	Descrição das variáveis	Estudos em que a variável é significativa ou é incluída no modelo final	Estudos em que a variável não é significativa ou não é incluída no modelo final	Sinal
Funcionamento	VAT	Vendas/Ativo total	Altman (1968); Carvalho <i>et al.</i> (2020); Cheng & Hoang (2015); Correia (2012); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Heo & Yang (2014); Karas & Režňáková (2017c); Nouri & Soltani (2016); Oliveira (2014); Pimenta (2015); Tserng <i>et al.</i> (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013); Yan <i>et al.</i> (2020)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Costa (2014); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Srbová (2019); Rosa (2017); Silva (2014)	- ⁸
	ACV	Ativo circulante/Vendas	Acosta-González <i>et al.</i> (2019)	Karas & Srbová (2019); Pimenta (2015) ⁹ ; Rosa (2017) ¹⁰	+
Alavanca financeira e risco	PTAT	Passivo total/Ativo total	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Correia (2012); Costa (2014); Nouri & Soltani (2016); Ohlson (1980); Oliveira (2014); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Rosa (2017); Tserng <i>et al.</i> (2014); Vieira <i>et al.</i> (2013); Yan <i>et al.</i> (2020)	Carvalho <i>et al.</i> (2020); Karas & Srbová (2019); Pimenta (2015)	+
	PTCP	Passivo total/Capital próprio	Cheng & Hoang (2015)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Režňáková (2017c); Obradović <i>et al.</i> (2018); Pimenta (2015); Rosa (2017); Silva (2014); Tserng <i>et al.</i> (2014); Yan <i>et al.</i> (2020)	+
	EBITDAJS	EBITDA/Juros suportados		Costa (2014); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Režňáková (2017c); Karas & Srbová (2019); Pimenta (2015); Rosa (2017); Silva (2014)	-

⁷ Este autor utiliza Volume de negócios em vez de Vendas.

⁸ O sinal “-” significa que, quanto maior for o valor desta variável, menor será a probabilidade de falência. Já o sinal “+” significa que, quanto maior for o valor desta variável, maior será a probabilidade de falência.

⁹ Esta autora utiliza Volume de negócios em vez de Vendas.

¹⁰ Esta autora utiliza Volume de negócios em vez de Vendas.

Tabela 2 – Continuação.

Categoria	Variáveis	Descrição das variáveis	Estudos em que a variável é significativa ou é incluída no modelo final	Estudos em que a variável não é significativa ou não é incluída no modelo final	Sinal
Solvabilidade e autonomia financeira	SOLV	Capital próprio/Ativo total	Jones & Wang (2019); Karminsky & Burekhin (2019); Obradović <i>et al.</i> (2018); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Rosa (2017)	Oliveira (2014); Pimenta (2015)	- ¹¹
	PCAT	Passivo circulante/Ativo total	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Karas & Režňáková (2017c); Yan <i>et al.</i> (2020)	Rosa (2017)	+
	AFAT	Ativo fixo/Ativo total	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Karas & Režňáková (2017c); Lucanera <i>et al.</i> (2020); Yan <i>et al.</i> (2020)	Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b)	-
Outras variáveis internas	DIM	$\log(\text{Ativo total})$	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Carvalho <i>et al.</i> (2020); Heo & Yang (2014); Horta & Camanho (2013); Karas & Režňáková (2017a); Karas & Režňáková (2017b); Lucanera <i>et al.</i> (2020)	Karminsky & Burekhin (2019); Oliveira (2014); Rosa (2017)	-
	NUMC	Número de colaboradores	Oliveira (2014); Pacheco <i>et al.</i> (2019); Rosa (2017)		-

¹¹ O sinal “-” significa que, quanto maior for o valor desta variável, menor será a probabilidade de falência. Já o sinal “+” significa que, quanto maior for o valor desta variável, maior será a probabilidade de falência.

Tabela 2 – Continuação.

Categoria	Variáveis	Descrição das variáveis	Estudos em que a variável é significativa ou é incluída no modelo final	Estudos em que a variável não é significativa ou não é incluída no modelo final	Sinal
Indicadores macroeconómicos	TJ	Taxa de juro	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Carvalho <i>et al.</i> (2020); Hudson (1986); Liu (2004); Oliveira (2014); Young (1995); Žiković (2016)	Nouri & Soltani (2016)	+ ¹²
	PIB	Taxa de crescimento do PIB	Carvalho <i>et al.</i> (2020); Jones & Wang (2019); Oliveira (2014); Yan <i>et al.</i> (2020)	Giriūniene <i>et al.</i> (2019)	-
	TI	Taxa de inflação	Carvalho <i>et al.</i> (2020); Jones & Wang (2019); Pham Vo Ninh <i>et al.</i> (2018); Vo <i>et al.</i> (2019)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Nouri & Soltani (2016); Oliveira (2014); Yan <i>et al.</i> (2020)	+
	TD	Taxa de desemprego	Carvalho <i>et al.</i> (2020); Giriūniene <i>et al.</i> (2019); Jones & Wang (2019); Yan <i>et al.</i> (2020); Žiković (2016)	Acosta-González <i>et al.</i> (2019)	-
	TNE	Taxa de natalidade das empresas	Altman (1983); Cuthbertson & Hudson (1996); Hudson (1986); Liu (2004); Platt & Platt (1994); Young (1995)		+
	TJCH	Taxa de juro do crédito habitação		Pacheco <i>et al.</i> (2019); Rosa (2017)	+

¹² O sinal “-” significa que, quanto maior for o valor desta variável, menor será a probabilidade de falência. Já o sinal “+” significa que, quanto maior for o valor desta variável, maior será a probabilidade de falência.

3.3.4 Regressão logística

Segundo Fávero *et al.* (2009), a regressão logística é uma técnica estatística usada para investigar a relação entre uma variável dependente de natureza qualitativa, não mensurável, e as variáveis independentes. A variável dependente Z assume valores entre 0 e 1, sendo que 1 corresponde à situação de “sucesso” e 0 à situação de “insucesso”. Deste modo, a probabilidade de ocorrência de um evento é definida pela seguinte função logística:

$$f(Z) = \frac{1}{1 + e^{(-Z)}}, \quad (17)$$

sendo Z :

$$Z = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_K X_K, \quad (18)$$

onde:

- p indica a probabilidade de ocorrência de um evento específico;
- X representa o vetor de variáveis independentes;
- α e β são os parâmetros do modelo.

O termo $\ln(p/1 - p)$ é designado de *logit* e o termo $(p/1 - p)$ representa a chance (*odds*) de ocorrência de um determinado fenômeno.

3.3.5 Tratamento estatístico

Após a validação da base de dados, foi realizada toda a análise estatística necessária para o desenvolvimento dos modelos com o apoio do *software* R (4.0.3) e *RStudio* versão 4.0.3. Salienta-se que a metodologia aplicada nesta dissertação envolve a estimação de três modelos, utilizando o mesmo conjunto de variáveis independentes. O Modelo 1 é estimado com as variáveis independentes escolhidas para um ano antes da entrada em situação de falência, enquanto o Modelo 2 utiliza o mesmo conjunto de variáveis independentes referentes ao período de dois anos antes da declaração de falência e o Modelo 3 prevê a falência três anos antes.

Primeiramente, analisou-se a base de dados com algumas estatísticas descritivas, nomeadamente a média, a mediana, o desvio padrão, o mínimo e o máximo. Nesta fase, testou-se ainda a normalidade dos dados, para as variáveis quantitativas, através do teste de *Kolmogorov-Smirnov* e realizou-se o teste das variâncias com a função *var.test*. Posteriormente, empregou-se o teste *t* de *Student* para amostras independentes, com um nível de significância de 0,05. Este teste permitiu avaliar se existiam diferenças

significativas entre os valores médios do grupo de empresas ativas e falidas. Apesar dos resultados do teste de *Kolmogorov-Smirnov* mostrarem que nenhuma das variáveis segue a normalidade, decidiu-se aplicar um teste paramétrico pelas seguintes razões: (1) de acordo com o Teorema do Limite Central (TLC), se o tamanho da amostra for “suficientemente grande”¹³, não se tem obrigatoriamente de realizar um teste não paramétrico (Rumsey, 2010) e (2) os testes paramétricos são considerados mais potentes a nível de precisão de resultados do que os testes não paramétricos (Kwak & Kim, 2017; Lydersen, 2015). De seguida, utilizou-se a função *corrplot* para analisar a correlação entre as variáveis independentes. Considerou-se que as variáveis estão fortemente correlacionadas se apresentarem um valor absoluto superior a 0,70 (Rumsey, 2010).

Em segundo lugar, aplicou-se a análise de componentes principais (ACP), visto que a maioria das variáveis utilizadas se encontram fortemente correlacionadas. Esta técnica estatística permite reduzir o número de variáveis independentes sem perder muita informação e diminuir problemas de multicolinearidade (Lafi & Kaneene, 1992). Iniciou-se esta análise verificando, através do teste de esfericidade de Bartlett, se a análise de componentes principais se adequava aos dados. De seguida, executou-se a ACP com a função *prcomp* e estudaram-se as componentes principais necessárias para cada um dos modelos, com a ajuda dos seguintes critérios: proporção da variância total explicada pelas componentes, o critério de Kaiser e a análise do *screeplot*. O primeiro critério consiste em incluir as componentes principais que expliquem mais de 70% da proporção de variância total (Reis, 2001). O segundo critério baseia-se na exclusão das componentes principais cujos valores próprios são inferiores a um (Reis, 2001). O terceiro critério consta na análise do gráfico *screeplot*. Este gráfico contém pontos que relacionam o número de ordem de cada componente principal com a variância explicada que lhe está associada, sendo que a sua união dá origem a uma linha poligonal. A abcissa do ponto onde ocorre uma mudança brusca no declive corresponde à ordem da última componente principal a reter (Jolliffe, 2002). Para selecionar as variáveis que mais contribuíam para cada uma das componentes, empregou-se a função *fviz_contrib*. Assim, todas as variáveis que se encontrassem acima da linha vermelha eram selecionadas.

Em terceiro lugar, dividiram-se os dados entre *training* (70%) e *test* (30%). Os modelos de regressão logística foram desenvolvidos com a ajuda da função *glm* no conjunto de dados *training*. Como algumas variáveis independentes presentes nos modelos se correlacionavam, recorreu-se a uma técnica de seleção univariada, ou seja, selecionaram-se as variáveis uma a uma através de duas fases. Numa

¹³ Alguns autores consideram como “suficientemente grande”, amostras com um tamanho superior a 30 (Rumsey, 2010).

primeira fase, verificou-se se existia algum problema de multicolinearidade segundo o *Variance Inflation Factor* (VIF). O valor do VIF deve ser inferior a 10 para evitar este problema (Hair *et al.*, 2019). Na segunda fase, avaliou-se a qualidade de ajustamento dos modelos com o índice R^2 de McFadden. Este varia entre 0 e 1, sendo que, quanto mais próximo estiver do 1, melhor será o ajuste do modelo (Abdallah, 2018). Por fim, obteve-se o modelo final através do método *backward stepAIC*. Este método permite escolher apenas as variáveis mais importantes para o sucesso do modelo.

Por último, testou-se e avaliou-se a viabilidade dos modelos através das curvas *Receiver Operating Characteristic* (ROC), no conjunto de dados *training e test*. A ROC é uma curva gerada pela representação gráfica dos pares *sensibilidade* ou Fração de Verdadeiros Positivos (FVP) e $1 - \textit{especificidade}$ ou Fração de Falsos Positivos (FFP) em vários pontos de corte (Braga, 2000). Por outro lado, a *Area Under the Curve* (AUC) representa a área sob a curva ROC (Braga, 2000). Deste modo, com a ajuda da função *auc*, foi possível avaliar a qualidade de cada um dos modelos, minimizando assim a possibilidade de classificar incorretamente as empresas falidas. No geral, um modelo com boa capacidade de previsão deve ter uma AUC próxima a 1 (Tserng *et al.*, 2014).

3.4 Síntese do capítulo

Neste capítulo, foi inicialmente apresentado um enquadramento teórico sobre os métodos e metodologias de investigação existentes, com base no modelo “*the research onion*” de Saunders *et al.* (2016) e, posteriormente, quais foram adotados nesta dissertação. De seguida, descreveu-se a amostra e os indicadores micro e macroeconómicos elegidos. Para o tratamento dos dados recorreu-se a várias técnicas estatísticas, tais como estatísticas descritivas, análise de componentes principais, regressão logística e curvas ROC. Em suma, este capítulo tem como propósito a descrição de todo o processo necessário para responder à questão de investigação: “Qual a influência dos indicadores micro e macroeconómicos no risco de falência de empresas do setor da construção civil?”.

4 RESULTADOS

O presente capítulo expõe os dados recolhidos da Orbis e da Pordata e a análise realizada em função da pergunta de investigação e dos objetivos propostos. Inicia-se com uma análise exploratória dos dados, aplica-se a análise de componentes principais, estimam-se os modelos de previsão e, por fim, apresenta-se uma síntese do capítulo.

4.1 Análise exploratória

A Figura 2 apresenta a distribuição das empresas ativas e falidas, em Portugal Continental e regiões autónomas (Arquipélago dos Açores e Arquipélago da Madeira). Resumindo, os distritos com maior densidade populacional foram os que mostraram um maior número de falências (em detalhe Apêndice A).



Figura 2 – Distribuição geográfica das empresas ativas e falidas por distrito/região.
Fonte: Elaboração própria.

Aferida a distribuição geográfica das empresas ativas e falidas, passa-se aos resultados referentes às suas características microeconómicas. Neste seguimento, na Tabela 3 encontram-se representadas as características das empresas ativas e falidas para a categoria liquidez.

Tabela 3 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria liquidez.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Estado	Ano	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
Liquidez	LIQG	Ativa	2019	0,09500	2,13200	3,89361	6,48591	98,06700
			Ano-1 ¹⁴	0,51000	1,47400	2,42896	2,47430	17,60900
		Falida	Ano-2 ¹⁵	0,64600	1,53050	2,43080	2,53164	16,29600
			Ano-3 ¹⁶	0,61000	1,53600	2,49123	4,26802	58,28700
	LIQR	Ativa	2019	0,02900	1,75800	3,06157	5,40019	98,06700
			Ano-1	0,00100	1,03850	1,28953	1,44934	12,02600
		Falida	Ano-2	0,00700	1,01900	1,19114	1,15670	12,81000
			Ano-3	0,00900	0,96600	1,28450	2,03125	28,53400
	FMAT	Ativa	2019	-2,08401	0,29001	0,31034	0,26231	0,97856
			Ano-1	-0,26412	0,42574	0,43889	0,27064	0,98229
		Falida	Ano-2	-0,30652	0,43758	0,46255	0,26688	0,97500
			Ano-3	-0,28594	0,47166	0,47365	0,25522	0,97107
FMV	Ativa	2019	-6,47990	0,22673	1,18884	16,72041	640,19630	
		Ano-1	-0,61485	0,60287	4,86879	31,61121	504,51470	
	Falida	Ano-2	-0,19724	0,50939	8,15796	89,34214	1470,08300	
		Ano-3	-0,16795	0,56411	2,56389	14,10841	220,76750	
FCAT	Ativa	2019	-0,67410	0,06274	0,08085	0,10304	0,66544	
		Ano-1	-0,42913	0,00967	0,00576	0,07018	0,29274	
	Falida	Ano-2	-0,30555	0,02109	0,02620	0,06963	0,25374	
		Ano-3	-0,23211	0,02435	0,03317	0,07579	0,41325	

No que diz respeito às empresas falidas, os resultados apresentados na Tabela 3 indicam que o indicador LIQG revelou um decréscimo do seu valor médio ao longo dos anos, sendo que no Ano-3 foi de 2,491,

¹⁴ Um ano antes da falência.

¹⁵ Dois anos antes da falência.

¹⁶ Três anos antes da falência.

no Ano-2 de 2,431 e no Ano-1 de 2,429. Este valor era expectável, pois o passivo circulante aumenta face ao ativo circulante à medida que a empresa se aproxima da falência. Relativamente ao rácio LIQR, o seu valor médio diminuiu do Ano-3 (1,285) para o Ano-2 (1,191) e aumentou do Ano-2 (1,191) para o Ano-1 (1,290). Pode-se, ainda, verificar que o indicador LIQG apresentou sempre um valor médio superior à LIQR, indicando uma possível influência das existências nas organizações da construção civil. Ao longo dos três anos analisados, observou-se uma ligeira diminuição do valor médio do indicador FMAT. Este resultado é esperado quando uma entidade se encontra próxima da falência, dado que a sua margem de segurança financeira tem tendência a diminuir. O rácio FMV registou, em média, uma variação entre 2,564 e 8,158. Por sua vez, o indicador FCAT demonstrou valores médios sempre positivos, embora com significativa redução ao longo do tempo. É crucial compreender que o valor baixo obtido por este indicador, durante os três anos em análise, pode ser consequência do uso ineficiente dos ativos por parte da entidade.

No caso das empresas ativas, verificou-se que os valores médios dos indicadores LIQG e LIQR são análogos e superiores aos das empresas falidas, isto é, as empresas ativas têm maior capacidade para solver os seus compromissos de curto prazo. Em relação ao rácio FMAT, o valor médio obtido demonstrou-se muito satisfatório (0,310), dado que quanto maior for o resultado deste indicador, melhor. O indicador FMV revelou um valor médio, mais baixo, de 1,189, ao contrário do que aconteceu com as empresas falidas. Por último, o indicador FCAT apresentou, em média, um valor superior ao das empresas falidas, demonstrando, portanto, que as empresas ativas têm uma maior capacidade para gerar fluxo de caixa.

No geral, os valores médios obtidos pelas empresas ativas e falidas, para a categoria liquidez, evidenciaram como estes grupos de empresas são diferentes, sendo patente que as empresas falidas apresentam valores inferiores para os rácios de liquidez. Uma exceção é o rácio FMAT, pois seria expectável que este apresentasse uma média mais elevada nas empresas ativas. Geralmente, quanto maior for o fundo de maneo, maior será a capacidade de uma entidade assegurar o seu normal funcionamento.

Segue-se a análise das características das empresas ativas e falidas para a categoria rendibilidade, que estão expostas na Tabela 4.

Tabela 4 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria rentabilidade.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Estado	Ano	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
Rentabilidade	ROE	Ativa	2019	-8,08743	0,07877	0,05966	0,55118	2,11727
			Ano-1	-8,55936	0,00635	-0,19669	0,86650	0,59718
		Falida	Ano-2	-2,91216	0,01962	-0,02951	0,36570	0,73372
			Ano-3	-1,76044	0,03148	0,02469	0,31375	0,85719
	EBITAT	Ativa	2019	-0,62004	0,04582	0,06753	0,10552	0,59682
			Ano-1	-0,47170	0,02148	0,01408	0,06984	0,25190
		Falida	Ano-2	-0,28207	0,03568	0,03417	0,07428	0,31837
			Ano-3	-0,27881	0,04151	0,04980	0,13112	1,69984
	RLV	Ativa	2019	-37,21284	0,02393	0,05087	2,18840	76,94451
			Ano-1	-8,56325	0,00302	-0,12396	0,62478	0,43184
		Falida	Ano-2	-50,40433	0,00555	-0,23793	3,06401	2,18565
			Ano-3	-4,59043	0,00833	-0,04970	0,37654	0,32937
	ROA	Ativa	2019	-0,65883	0,02723	0,04351	0,09348	0,56526
			Ano-1	-0,50174	0,00136	-0,01447	0,06648	0,20367
		Falida	Ano-2	-0,33115	0,00347	0,00082	0,06172	0,22714
			Ano-3	-0,29034	0,00575	0,00802	0,06770	0,35725
EBITDAV	Ativa	2019	-34,86162	0,07173	0,11408	2,12066	75,09122	
		Ano-1	-2,70599	0,06439	0,09006	0,65357	9,16866	
	Falida	Ano-2	-2,73175	0,08012	0,24815	2,32701	37,36771	
		Ano-3	-1,94330	0,09253	0,11918	0,43359	5,66553	

No grupo das empresas falidas, o rácio ROE registou no Ano-3 um valor médio de 0,025, no Ano-2 de -0,030 e no Ano-1 de -0,197, ou seja, apresenta uma evolução negativa mediante a aproximação à falência. Os indicadores ROA e RLV demonstraram um comportamento semelhante ao indicador ROE e, conseqüentemente, deduziu-se que a degradação no resultado líquido de uma entidade tem tendência a agravar a sua situação financeira. O indicador EBITAT registou valores médios positivos com tendência para decrescerem e, por este motivo, pode inferir-se que as empresas que se encontram em dificuldades financeiras demonstram menor capacidade para gerar resultados positivos a partir da utilização do seu ativo. O rácio EBITDAV apresentou um aumento do seu valor médio do Ano-3 (0,119) para o Ano-2

(0,248) e uma diminuição do Ano-2 (0,248) para o Ano-1 (0,090). Esta oscilação, ao longo dos anos, não é surpreendente, uma vez que o EBITDAV permite avaliar a performance de uma entidade sem considerar a forma como esta se financia.

Por outro lado, as organizações que se encontram em atividade mostraram, em média, valores positivos, assim como superiores às empresas falidas para todas as variáveis pertencentes à categoria da rentabilidade, como esperado. Concluiu-se, por isso, que as empresas ativas manifestam uma capacidade superior em gerar resultados.

Efetuada o estudo das características das empresas ativas e falidas para a categoria rentabilidade, procede-se à análise da categoria funcionamento. Os respetivos resultados podem ser observados na Tabela 5.

Tabela 5 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria funcionamento.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Estado	Ano	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
Funcionamento	VAT	Ativa	2019	0,00092	1,16090	1,29086	0,81067	6,36491
			Ano-1	0,00169	0,62127	0,72988	0,61525	4,29007
		Falida	Ano-2	0,00053	0,75626	0,80614	0,60681	3,45259
			Ano-3	0,00360	0,73456	0,87253	0,69693	6,22108
	ACV	Ativa	2019	0,08345	0,63404	2,32738	27,39336	1041,76010
			Ano-1	0,19630	1,41276	6,52211	35,78565	564,38190
		Falida	Ano-2	0,21353	1,09038	10,31238	108,43140	1787,24579
			Ano-3	0,13311	1,09020	3,56999	17,60786	275,79267

No que concerne às empresas falidas, o indicador VAT registou um valor médio no Ano-3 de 0,873, no Ano-2 de 0,806 e no Ano-1 de 0,730. Ou seja, no Ano-3, uma empresa deste grupo conseguia gerar, em média, €8,73 de vendas por cada € 10 de ativo total, ao passo que no Ano-1 só conseguia gerar €7,3 de vendas por cada €10 de ativo total. No âmbito desta análise, constatou-se que estas entidades apresentam pouca eficiência na forma como usam os seus ativos, pois o valor médio do indicador VAT diminuiu consideravelmente à medida que estas se aproximavam da falência. O valor médio do indicador ACV demonstrou um aumento do Ano-3 (3,570) para o Ano-2 (10,312) e uma diminuição do Ano-2 (10,312) para o Ano-1 (6,522). Perante estas variações, acredita-se que as organizações não estão a utilizar de maneira adequada os seus ativos circulantes.

Relativamente às empresas ativas, o indicador VAT revelou um valor médio de 1,291 e, por conseguinte, um pouco superior aos obtidos pelas empresas falidas nos três anos antes da falência. Já o rácio ACV mostrou um valor médio de 2,327, ou seja, inferior ao das empresas falidas. No entanto, deduziu-se que é comum as organizações desta amostra registarem valores pequenos para o indicador VAT e valores mais elevados para o indicador ACV, uma vez que para as empresas do setor da construção civil tem tendência a haver um peso elevado dos ativos não circulantes nos ativos totais pelo que o grau de rotação do ativo tende a não ser muito elevado.

Na Tabela 6 encontram-se os dados referentes à categoria alavanca financeira e risco das empresas ativas e falidas.

Tabela 6 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria alavanca financeira e risco.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Estado	Ano	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
Alavanca financeira e risco	PTAT	Ativa	2019	0,00752	0,59810	0,57295	0,22103	0,99501
			Ano-1	0,29654	0,80505	0,78479	0,12492	0,99410
		Falida	Ano-2	0,33816	0,80763	0,77621	0,12378	0,98413
			Ano-3	0,05673	0,80486	0,76797	0,14949	1,10756
	PTCP	Ativa	2019	0,00758	1,48821	3,05800	7,90660	199,48750
			Ano-1	0,42155	4,12955	6,99137	12,49717	168,45580
		Falida	Ano-2	0,51093	4,19835	5,91951	7,50924	62,00455
			Ano-3	0,06014	4,12473	6,84816	18,56460	269,75790
	EBITDAJS	Ativa	2019	-1337933,0	17,7	5856,5	147875,6	5451071,0
			Ano-1	-273,7	1,5	3,3	46,2	552,8
		Falida	Ano-2	-409,9	1,8	2,5	43,3	316,8
			Ano-3	-262,8	1,9	4180,8	69042,5	1142865,0

Analisando as empresas falidas, observou-se que o indicador PTAT aumentou ao longo do tempo, dado que no Ano-3 o seu valor médio foi de 0,768, no Ano-2 de 0,776 e no Ano-1 de 0,785. Deste modo, constatou-se que estas entidades tendem a financiar-se maioritariamente com capitais alheios, com o agravamento da sua situação económico-financeira. O rácio PTCP demonstrou uma diminuição do seu valor médio do Ano-3 (6,848) para o Ano-2 (5,920) e um aumento do Ano-2 (5,920) para o Ano-1 (6,991). De acordo com estes resultados, verificou-se que o aumento deste indicador proporciona um maior risco para os acionistas, uma vez que os credores têm direitos preferenciais sobre os acionistas, caso ocorra

falência. Por último, o indicador EBITDAJS apresentou uma redução considerável do seu valor médio do Ano-3 (4180,8) para o Ano-2 (2,5) e um ligeiro aumento do Ano-2 (2,5) para o Ano-1 (3,3). De salientar que, o valor elevado registado no Ano-3 era esperado e pode significar que, neste ano, em média, as empresas recorriam pouco a financiamentos bancários, ou seja, financiavam-se através dos seus próprios capitais. Contudo, a redução repentina do Ano-3 para o Ano-2 indica, claramente, que estas entidades estavam a entrar em dificuldades financeiras, ou seja, o resultado não é suficiente para pagar os juros.

Em contrapartida, ao comparar as empresas ativas com as falidas, inferiu-se que os valores médios apresentados pelos rácios PTAT e PTCP, foram relativamente baixos, apontando para a capacidade destas organizações se financiarem, principalmente, com os seus capitais próprios. O indicador EBITDAJS mostrou, em média, um valor de 5856,5, maior do que os obtidos pelas empresas falidas durante os três anos estudados, como esperado.

No que diz respeito à categoria solvabilidade e autonomia financeira das empresas ativas e falidas, situam-se, na Tabela 7, os principais resultados obtidos.

Tabela 7 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria solvabilidade e autonomia financeira.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Estado	Ano	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
Solvabilidade e autonomia financeira	SOLV	Ativa	2019	0,00499	0,40190	0,42705	0,22103	0,99248
			Ano-1	0,00590	0,19495	0,21521	0,12492	0,70346
		Falida	Ano-2	0,01587	0,19237	0,22379	0,12378	0,66184
			Ano-3	0,00369	0,19622	0,23378	0,14749	0,94327
	PCAT	Ativa	2019	0,00640	0,35900	0,37948	0,22070	0,96189
			Ano-1	0,05634	0,52916	0,52791	0,24482	0,97753
		Falida	Ano-2	0,04335	0,51613	0,51857	0,23823	0,98413
			Ano-3	0,01458	0,54963	0,54203	0,24388	0,95844
	AFAT	Ativa	2019	0,00001	0,15366	0,21273	0,19711	0,98196
			Ano-1	0,00030	0,09910	0,15606	0,15796	0,94752
		Falida	Ano-2	0,00001	0,10426	0,15715	0,15095	0,94421
			Ano-3	0,00005	0,10422	0,15271	0,14477	0,94260

No que se refere às empresas falidas, o indicador SOLV demonstrou uma propensão para diminuir com a aproximação da falência, visto que o seu valor médio no Ano-3 foi de 0,234, no Ano-2 de 0,224 e no Ano-1 de 0,215. Já o rácio PCAT mostrou uma diminuição do seu valor médio do Ano-3 (0,542) para o Ano-2 (0,519) e um ligeiro aumento do Ano-2 (0,519) para o Ano-1 (0,528). Ora, daqui pode depreender-se que, efetivamente, o passivo circulante destas empresas encontra-se bastante elevado e, conseqüentemente, grande parte dos ativos é financiado pelo passivo de curto prazo. O indicador AFAT apresentou um valor médio deveras semelhante nos três anos. Esta situação provoca uma pressão muito forte sobre a tesouraria da empresa, pois esta vê-se na contingência de gerar liquidez rapidamente para ir solvendo os seus compromissos de curto prazo.

Quanto às empresas ativas, verificou-se que o indicador SOLV revelou um valor médio de 0,427, superior ao obtido pelas empresas falidas, durante os três anos estudados, comprovando assim a sua capacidade para solver dívidas com mais facilidade. O indicador PCAT registou um valor médio inferior nas empresas ativas, como esperado, o que significa que as entidades que se encontram em atividade financiam os seus ativos, essencialmente, por intermédio de capitais de médio e longo prazo. Já o rácio AFAT registou uma média superior nas empresas ativas, confirmando-se, assim, que as entidades da construção civil

que se encontram em atividade possuem uma proporção mais elevada de ativos fixos, como por exemplo o equipamento para a construção de obras.

Por último, a Tabela 8 compreende a análise das características das empresas ativas e falidas para a categoria outras variáveis internas.

Tabela 8 – Características das empresas ativas e falidas para a categoria outras variáveis internas.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Estado	Ano	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
Outras variáveis internas	DIM	Ativa	2019	1,19832	2,59834	2,70788	0,60285	6,18593
			Ano-1	1,86576	3,48282	3,49281	0,63489	5,59529
		Falida	Ano-2	1,87441	3,43991	3,49774	0,64991	5,67601
			Ano-3	1,54341	3,46546	3,46424	0,68302	5,82509
	NUMC	Ativa	2019	1	8	19,34917	99,78728	3418
			Ano-1	1	16	30,01095	55,66234	719
		Falida	Ano-2	1	17	32,63139	52,52970	630
			Ano-3	1	17	31,95255	48,88719	601

No caso das empresas falidas, aferiu-se que o indicador DIM apresentou um valor médio bastante semelhante, não havendo, por isso, muita variação nos ativos dessas organizações durante os três anos analisados. Quanto ao indicador NUMC, verificou-se um aumento do seu valor médio do Ano-3 (31,953) para o Ano-2 (32,631), mas do Ano-2 (32,631) para o Ano-1 (30,011) existe uma ligeira diminuição. Contudo, pode inferir-se que as empresas no Ano-1, em média, detinham menos funcionários quando comparado com os anos anteriores.

No grupo das empresas ativas, constatou-se que o indicador DIM revelou um valor médio inferior ao das empresas falidas, ao contrário do esperado. Este indicador deveria exibir uma média maior nas empresas ativas, dado que quanto maior for o $\log_{Ativo\ total}$, maiores serão os bens e direitos da organização. Não obstante, é importante salientar que, na presente dissertação, a amostra de empresas utilizada engloba todas as categorias de dimensão das empresas (grandes, médias, pequenas e microempresas) e, por este motivo, pode-se considerar os resultados viáveis. O indicador NUMC apresentou um valor médio de 19,349, ou seja, bastante abaixo do das empresas falidas. Estes valores são esperados, pois o indicador DIM demonstrou que as empresas falidas poderiam ter uma maior dimensão e, portanto, deter um maior número de funcionários.

Em conclusão, os resultados das estatísticas descritivas permitiram apurar, como expectável, que as empresas falidas apresentam características claramente diferentes das empresas ativas. Estas apresentaram maior liquidez, rendibilidade e solvabilidade. Em contraste, as empresas falidas demonstraram um maior nível de endividamento. Para além disso, analisando de forma mais detalhada as médias das variáveis, constatou-se ainda que os rácios LIQG, LIQR, FMAT, FMV, ROE, ROA, RLV, EBITAT, FCAT, AFAT, EBITDAV, VAT, EBITDAJS e SOLV apresentaram um valor médio superior nas empresas ativas e, portanto, quanto maior for o valor destes rácios, menor será a probabilidade de falência. Por outro lado, os indicadores ACV, PTAT, PTCP e PCAT mostraram um valor médio superior nas empresas falidas. Deste modo, quanto maior for o valor destes indicadores, maior será a probabilidade de uma empresa estar próxima da falência, sendo necessário, por parte dos gestores, especial atenção ao seu aumento.

O comportamento dos indicadores macroeconómicos, relativamente ao período compreendido entre 2006 e 2019, está ilustrado na Figura 3 (em detalhe Apêndice A).

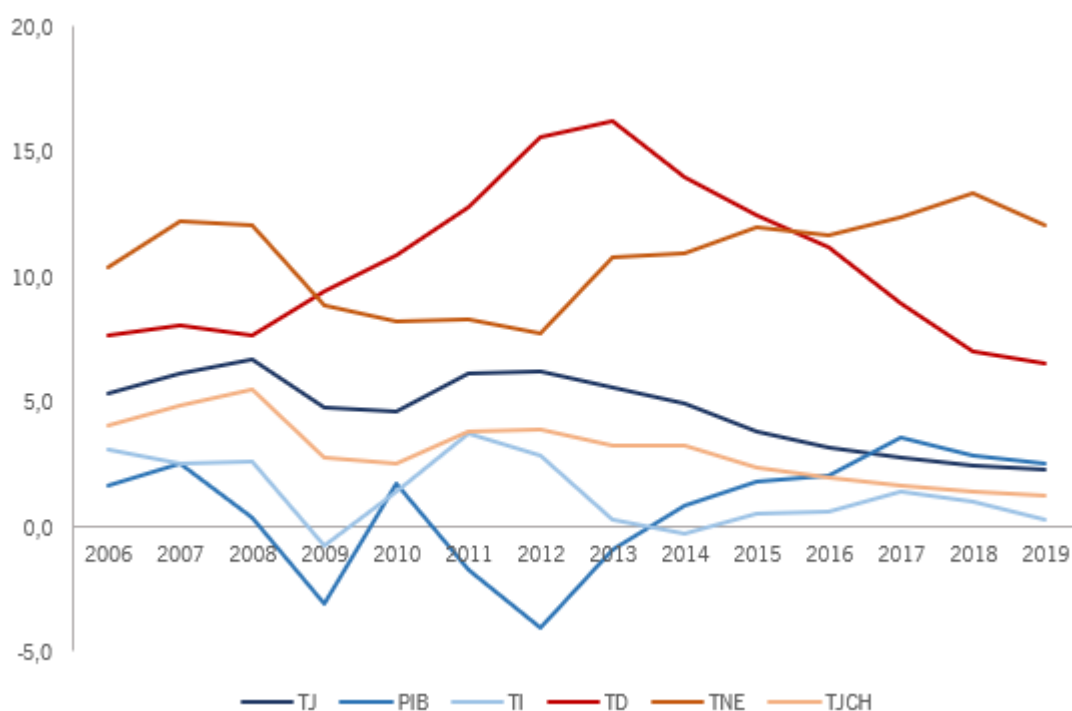


Figura 3 – Comportamento dos indicadores macroeconómicos de 2006 a 2019.
Fonte: Elaboração própria com base nos dados da Pordata.

Em primeiro lugar, pode observar-se que entre 2006 e 2012 a TJ revelou ligeiras variações, diminuindo, de seguida, até 2019. A taxa de crescimento do PIB apresentou fluxos negativos em 2009, 2011, 2012 e 2013, justamente nos anos da crise *subprime* e na época em que a troika se encontrava em Portugal.

Apesar das oscilações constantes na TI de 2006 a 2013, esta manteve-se inferior a 2% a partir de 2013 – valor de referência de acordo com o Banco Central Europeu (BCE). A TD revelou-se estabilizada nos primeiros três anos observados – entre 2006 e 2008 –, todavia, de 2008 a 2013 apresentou um aumento considerável, sendo 2013 o pico máximo (16,2%), caindo para metade apenas em 2017 (8,9%). Inicialmente, o indicador TNE mostrou uma ligeira subida de 2006 a 2007, diminuindo, depois, até 2012, precisamente na altura em que Portugal se encontrava com grandes dificuldades financeiras e, conseqüentemente, o setor da construção estava severamente prejudicado pela mesma, verificando apenas um aumento a partir de 2012. Por fim, a TJCH registou ligeiras oscilações de 2006 a 2012, diminuído continuamente, de seguida, até 2019.

Em síntese, concluiu-se que as empresas que declararam falência entre 2006 e 2019, vivenciaram uma fase deveras complexa. O maior período de instabilidade e de incerteza atravessado pela economia portuguesa, originário da crise financeira de 2007 e agravado com a crise da dívida pública iniciada em 2011, de acordo com os dados, foi superado apenas recentemente. Aliás, observou-se, ainda, que a maioria das empresas falidas estudadas, declararam falência exatamente durante a recessão económica.

Por fim, recorreu-se ao teste *t* de *Student* no sentido de se verificar se existiam diferenças significativas nas variáveis micro e macroeconómicas das empresas (Tabela 9). Além disso, analisaram-se as correlações entre as variáveis independentes (Figura 4 e Figura 5). De forma a simplificar os resultados obtidos, tanto para o teste *t* de *Student* como para as correlações, apresentaram-se apenas os correspondentes ao ano anterior à falência (em detalhe Apêndice A).

Tabela 9 – Resultados do teste *t* de *Student*.

Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	<i>t</i> de <i>Student</i>	Graus de liberdade	<i>p-value</i>
LIQG	6,594	1060	6,762e-11
LIQR	10,909	1581	< 2,2e-16
FMAT	-7,445	1830	1,487e-13
FMV	-1,881	300,40	0,061
FCAT	15,081	506,49	< 2,2e-16
ROE	4,732	312,96	3,376e-06
EBITAT	10,701	521,48	< 2,2e-16
RLV	2,607	1498,70	0,009
ROA	12,435	485,54	< 2,2e-16
EBITDAV	0,360	1386,50	0,719
VAT	13,210	457,68	< 2,2e-16
ACV	-1,847	331,55	0,066
PTAT	-22,543	623,28	< 2,2e-16
PTCP	-5,036	312,52	8,063e-07
EBITDAJS	1,562	1557	0,118
SOLV	22,543	623,28	< 2,2e-16
PCAT	-9,387	355,34	< 2,2e-16
AFAT	5,262	437,25	2,24e-07
DIM	-19,716	1830	< 2,2e-16
NUMC	-2,534	633,34	0,012
TJ	-51,890	273	< 2,2e-16
PIB	23,915	273	< 2,2e-16
TI	-13,367	273	< 2,2e-16
TD	-29,350	273	< 2,2e-16
TNE	26,001	273	< 2,2e-16
TJCH	-33,583	273	< 2,2e-16

Analisando os resultados referentes ao teste *t* de *Student*, concluiu-se que há evidência estatística suficiente para rejeitar a hipótese nula ($p\text{-value} < 0,05$), ou seja, existem diferenças significativas entre

as empresas ativas e falidas no que concerne às variáveis ROE, ROA, LIQG, LIQR, SOLV, FMAT, VAT, PTAT, DIM, PTCP, RLV, EBITAT, FCAT, AFAT, PCAR, NUMC, TJ, PIB, TI, TD, TNE e TJCH (Tabela 9). Em contrapartida, as variáveis FMV, EBITDAV, AVC e EBITDAJS apresentaram um $p\text{-value} > 0,05$, pelo que se aceita a hipótese nula que afirma que não existem diferenças significativas entre as empresas ativas e falidas para estas variáveis (Tabela 9).

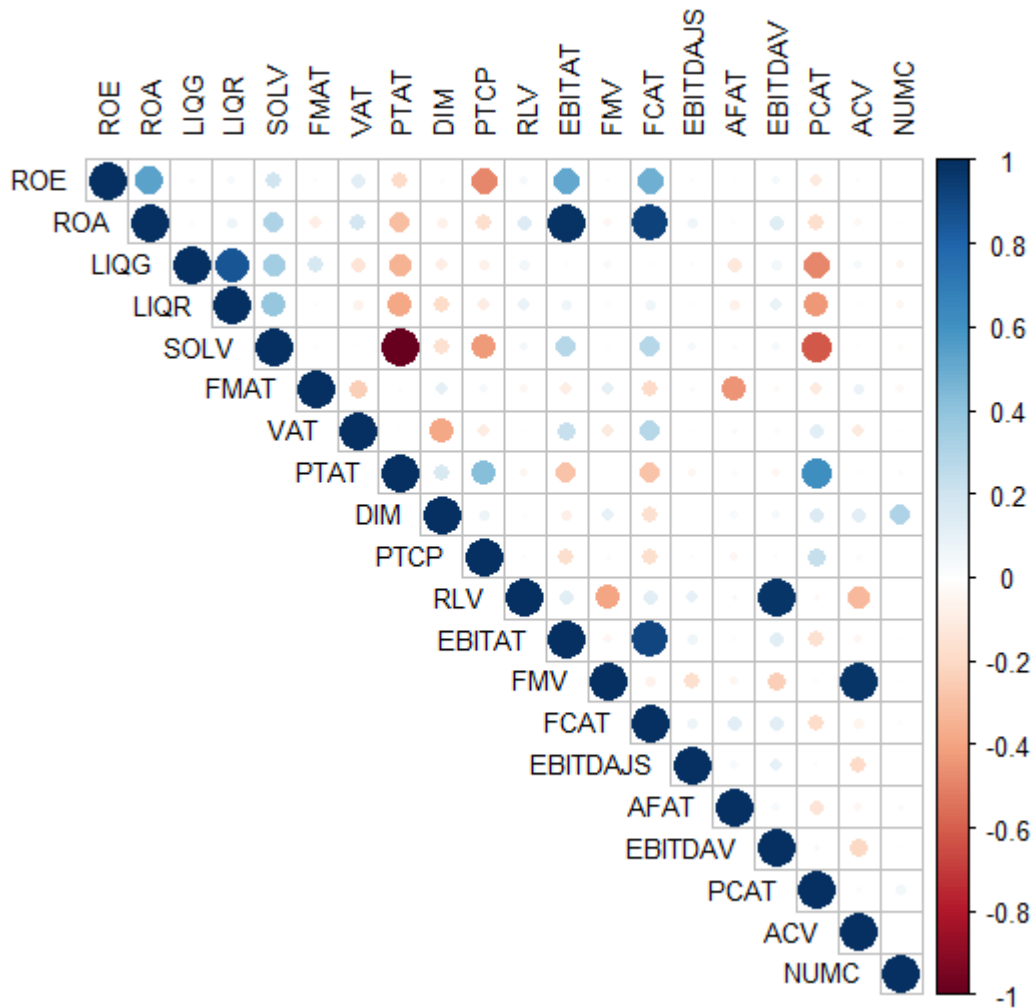


Figura 4 – Coeficientes de correlação entre as variáveis microeconómicas.
 Fonte: Elaboração própria.

De acordo com a função *corrplot*, as variáveis microeconómicas positivamente correlacionadas são: EBITAT com ROA (0,981), FCAT com ROA (0,925), LIQG com LIQR (0,858), EBITDAV com RLV (0,976), FCAT com EBITAT (0,919) e ACV com FMV (0,972). A variável SOLV e a variável PTAT alcançaram uma correlação negativa perfeita, com o valor de -1 (Figura 4).

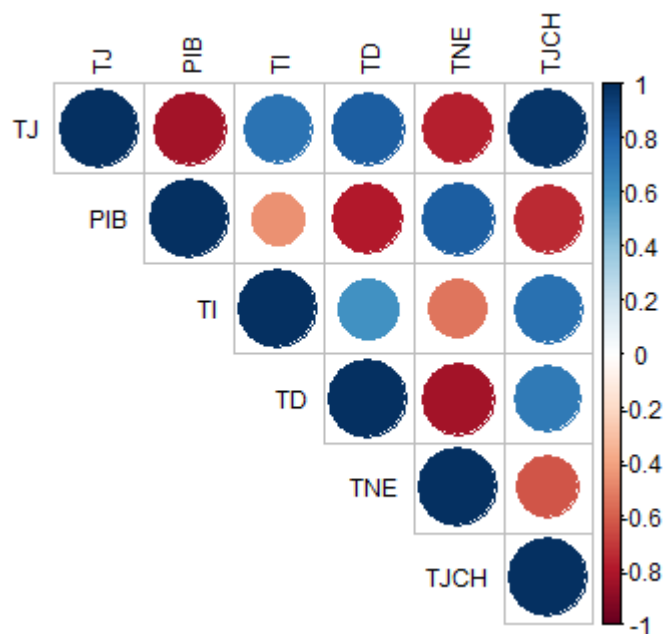


Figura 5 – Coeficientes de correlação entre as variáveis macroeconómicas.
 Fonte: Elaboração própria.

Relativamente aos valores dos coeficientes de correlação das variáveis macroeconómicas, verificou-se que existe uma forte correlação positiva entre a variável TJ com as variáveis TI, TD e TJCH, entre as variáveis PIB e TNE e entre a variável TI e as variáveis TD e TJCH. Constatou-se ainda uma correlação negativa entre a variável TJ com as variáveis PIB e TNE, entre a variável PIB e as variáveis TD e TJCH e entre as variáveis TD e TNE (Figura 5).

4.2 Análise de componentes principais (ACP)

Para seleccionar as variáveis que expliquem o máximo possível da variação existente no conjunto de dados e os permitam descrever e reduzir, considerou-se a ACP, tendo-se, por isso, verificado se estas variáveis estavam correlacionadas na secção 4.1.

De modo a avaliar a adequação desta técnica de estatística multivariada aos dados, aplicou-se o teste de esfericidade de Bartlett para testar se não existem correlações significativas entre as variáveis (Tabela 10).

Tabela 10 – Teste de esfericidade de Bartlett.
Fonte: Elaboração própria.

	Estadística de teste	92295,65
Teste de esfericidade de Bartlett	Graus de liberdade	325
	<i>p-value</i>	0

Como o *p-value* é aproximadamente igual a 0, concluiu-se que há evidência estatística de que existem correlações significativas entre as variáveis. Deste modo, prosseguiu-se com a realização da ACP.

Neste seguimento, importa recordar que o intuito é reduzir a dimensionalidade dos dados e, por conseguinte, é fundamental a fixação do número de componentes a reter. De notar que, é necessário estudar a redução da dimensão com o objetivo de explicar uma proporção relevante da variância total dos dados. Os critérios aplicados neste estudo para determinar o número de componentes principais a reter são: a proporção da variância total explicada pelas componentes, o critério de Kaiser e a análise do *screeplot*.

A Tabela 11 mostra o valor próprio associado a cada componente, a proporção de variância total explicada individualmente por cada componente e a variância acumulada, respetivamente.

Tabela 11 – Variância explicada pelas componentes principais.
 Fonte: Elaboração própria.

Componente principal	Valor próprio	Proporção de variância	Proporção de variância acumulada
1	6,229	23,956	23,956
2	3,072	11,815	35,771
3	2,822	10,853	46,624
4	2,465	9,481	56,105
5	1,498	5,763	61,868
6	1,464	5,632	67,500
7	1,277	4,911	72,411
8	1,131	4,348	76,759
9	1,018	3,917	80,676
10	0,905	3,481	84,157
11	0,888	3,413	87,571
12	0,680	2,615	90,186
13	0,597	2,298	92,483
14	0,452	1,739	94,222
15	0,350	1,347	95,570
16	0,335	1,290	96,859
17	0,303	1,166	98,025
18	0,165	0,636	98,661
19	0,118	0,453	99,113
20	0,103	0,396	99,509
21	0,072	0,278	99,787
22	0,035	0,135	99,922
23	0,015	0,057	99,979
24	0,004	0,014	99,993
25	0,002	0,007	100,000
26	0,000	0,000	100,000

De acordo com a coluna relativa à proporção de variância acumulada, pelo critério da variância total explicada (salienta-se a subjetividade deste critério), devem reter-se as seis primeiras componentes, as

quais explicam aproximadamente 70% da variabilidade dos dados. Contudo, segundo o critério de Kaiser, devem reter-se as nove primeiras componentes.

Neste seguimento, encontra-se ilustrado na Figura 6 o *screeplot* da análise de componentes principais efetuada.

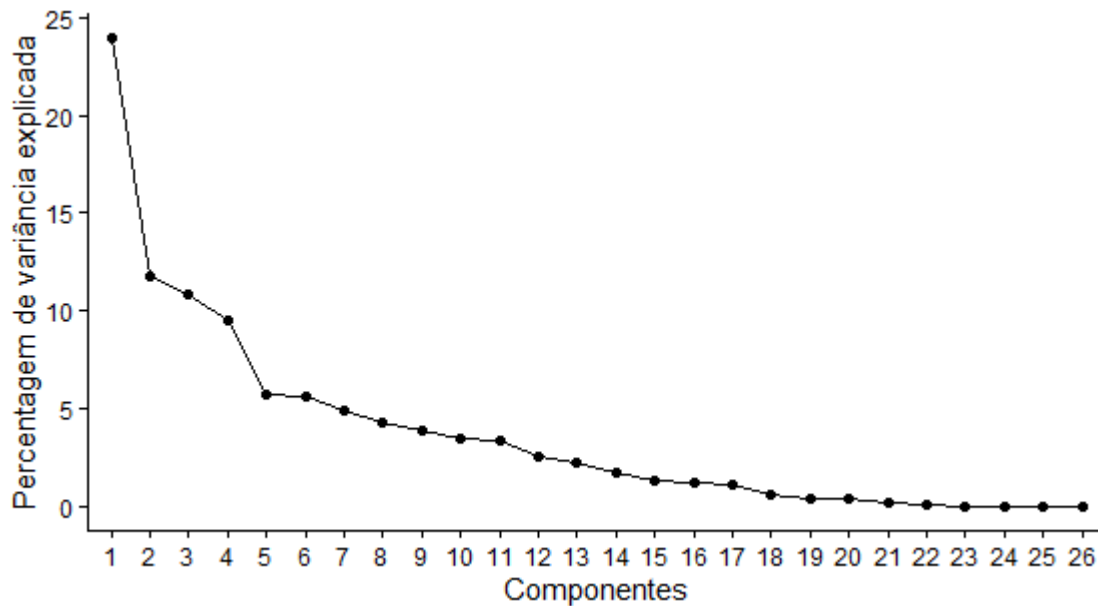


Figura 6 – *Screeplot*.
Fonte: Elaboração própria.

De facto, verificou-se um ponto de mudança a partir da quinta componente principal, o que indica que se deve reter as cinco primeiras componentes.

Assim, como os critérios não se demonstraram consensuais, optou-se por se reter apenas as cinco primeiras componentes, pois as variáveis que mais contribuíam para estas componentes mostravam os melhores resultados nos modelos estimados. Na Figura 7 podem observar-se os resultados da função *fviz_contrib* para as primeiras cinco componentes (em detalhe Apêndice B).

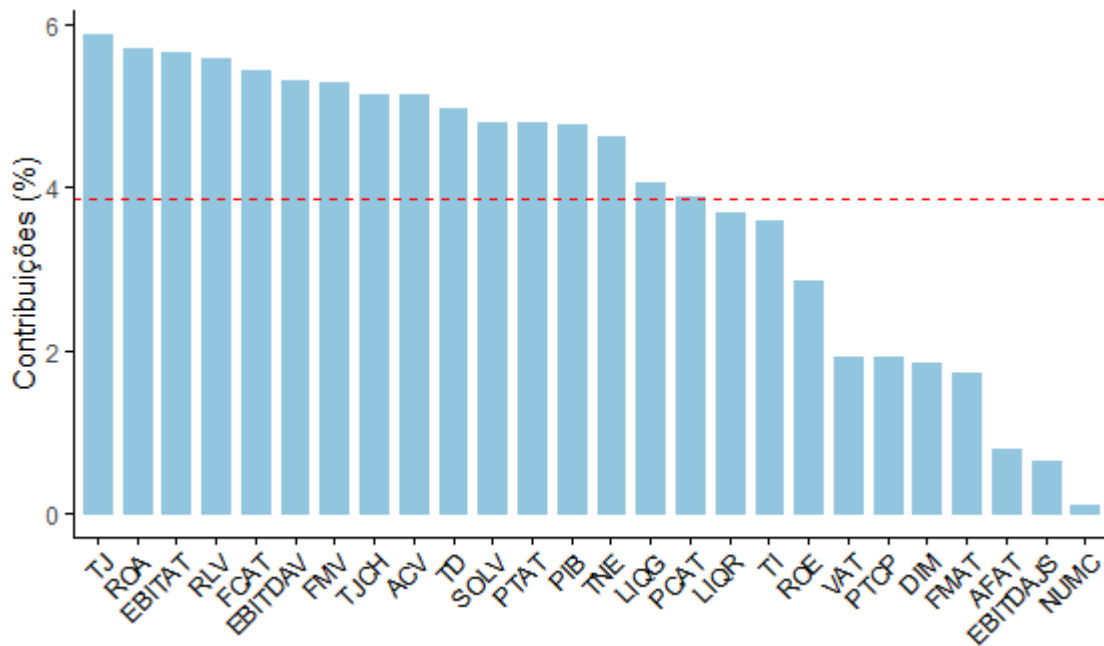


Figura 7 – Variáveis que mais contribuem para as primeiras cinco componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

É importante realçar que as variáveis que mais contribuem para as primeiras cinco componentes se encontram acima da linha vermelha. Logo, as variáveis independentes selecionadas para a construção do modelo final foram: TJ, ROA, EBITAT, RLV, FCAT, EBITDAV, FMV, TJCH, ACV, TD, SOLV, PTAT, PIB, TNE, LIQG e PCAT.

4.3 Estimação dos modelos de previsão

Esta secção mostra os resultados obtidos através dos modelos de regressão logística de forma a explicar a probabilidade de falência de empresas do setor da construção português. Para determinar as variáveis que representam grande parte da variabilidade dos dados, e tal como é mencionado na secção anterior, recorreu-se à análise de componentes principais. Após selecionadas as variáveis construiu-se o modelo final aplicando o método *backward stepAIC* e reportaram-se os resultados da estimação dos modelos com base nos indicadores microeconómicos relativos a um ano, dois e três antes da identificação da empresa como estando numa situação de falência. Por fim, avaliou-se a capacidade de precisão dos modelos através das curvas ROC.

4.3.1 Modelo 1

As variáveis presentes no Modelo 1.1 foram selecionadas através da análise de componentes principais, assim como da análise do VIF e do R^2 de McFadden (Tabela 12; em detalhe Apêndice C). O Modelo 1.2 foi obtido através do método *backward stepAIC* e, portanto, é o modelo reduzido do Modelo 1.1, sendo

estas as variáveis mais importantes para explicar o evento de falência das empresas do setor da construção civil no ano anterior à falência (Tabela 12). Logo, é composto por apenas cinco variáveis do modelo inicial. Salienta-se, ainda, que todas as variáveis apresentaram um valor VIF inferior a três no Modelo 1.1 e inferior a dois no Modelo 1.2, revelando, assim, ausência de problemas de multicolinearidade. O índice R^2 de McFadden demonstrou uma qualidade de ajustamento excelente nos dois modelos, com aproximadamente 87% em ambos.

Relativamente às variáveis do Modelo 1.1, concluiu-se que apenas os indicadores FCAT, SOLV, PCAT e PIB se revelaram estatisticamente significativos. No Modelo 1.2 os indicadores FCAT, SOLV e PIB apresentaram um $p\text{-value} < 0,05$, sugerindo uma associação entre estes indicadores com a probabilidade de falência. Ao contrário do esperado, o coeficiente negativo apresentado pelos preditores FMV, PCAT e TNE indica que estes indicadores estão negativamente relacionados com a probabilidade de falência.

Tabela 12 – Resultados dos modelos de regressão logística um ano antes da falência.
Fonte: Elaboração própria.

Modelo	Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R^2 McFadden	
Modelo 1.1	(Constante)	64,26056	36,55142	1,758	0,0787	* ¹⁷		
	FCAT	-5,45979	2,70052	-2,022	0,0432	**		
	RLV	-0,32716	0,34060	-0,961	0,3368			
	FMV	-0,01804	0,02451	-0,736	0,4618			
	SOLV	-4,18931	1,63404	-2,564	0,0104	**	153,64	0,875
	LIQG	-0,14338	0,14632	-0,980	0,3271			
	PCAT	-3,33534	1,81417	-1,838	0,0660	*		
	PIB	-795,10659	193,55827	-4,108	3,99e-05	***		
Modelo 1.2	TNE	-395,53835	322,26450	-1,227	0,2197			
	(Constante)	58,664	35,061	1,673	0,09429	*		
	FCAT	-5,601	2,444	-2,292	0,02192	**		
	SOLV	-3,991	1,546	-2,581	0,00985	***	149,93	0,873
	PCAT	-1,871	1,241	-1,508	0,13149			
	PIB	-799,103	189,969	-4,207	2,59e-05	***		
	TNE	-357,092	310,798	-1,149	0,25058			

¹⁷ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

Desta forma, o Modelo 1 pode ser definido através da seguinte expressão:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(58,664 - 5,601 FCAT - 3,991 SOLV - 1,871 PCAT - 357,092 TNE - 799,103 PIB)}} \quad (19)$$

Finalmente, analisaram-se as curvas ROC do modelo final estimado para se perceber o seu grau de eficácia (Figura 8).

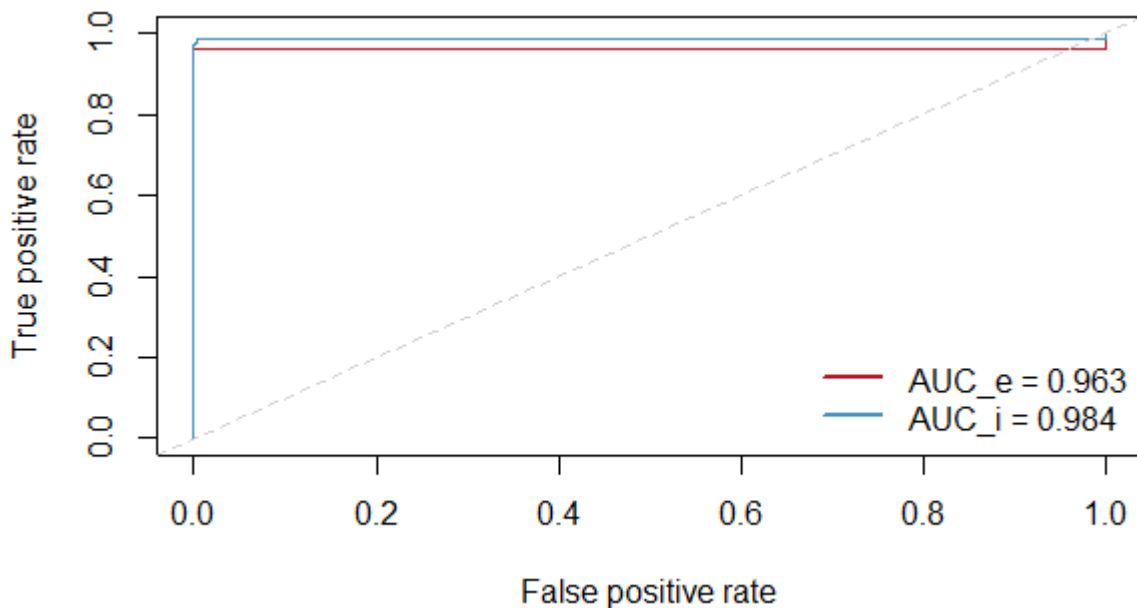


Figura 8 – Curvas ROC do Modelo 1 obtidas na validação externa e na validação interna.
Fonte: Elaboração própria.

O Modelo 1 mostrou um valor de AUC de 0,963 para o conjunto de dados *test* e 0,984 para o conjunto de dados *training*. Assim, pode concluir-se que o Modelo 1 consegue prever a falência de empresas do setor da construção civil português com um grau de precisão entre 96% e 98%.

4.3.2 Modelo 2

A Tabela 13 apresenta os resultados obtidos com base nos indicadores microeconómicos recolhidos dois anos antes da falência. No que diz respeito ao valor VIF, todas as variáveis exibiram um valor inferior a dois, confirmando a ausência de problemas de multicolinearidade. O modelo mostrou uma qualidade de ajustamento muito boa, de aproximadamente 70%.

O indicador TNE demonstrou ser estatisticamente significativo neste modelo. Logo, existem evidências estatísticas de que este indicador está associado à probabilidade de falência. Por sua vez, os indicadores PCAT e TNE demonstraram sinais contrários aos esperado, análogo ao que se sucedeu no Modelo 1.

Tabela 13 – Resultados do modelo de regressão logística dois anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	z	p-value	AIC	R ² McFadden
(Constante)	20,4592	3,0946	6,611	3,81e-11	*** ¹⁸	
FCAT	-4,5346	1,5954	-2,842	0,00448	***	
SOLV	-4,7503	1,0647	-4,462	8,13e-06	***	
PCAT	-0,2309	0,7206	-0,320	0,74863		362,73 0,676
PIB	-285,9563	32,8398	-8,708	< 2e-16	***	
TNE	-128,3724	26,0537	-4,927	8,34e-07	***	

Assim, a expressão obtida para o Modelo 2 é a seguinte:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(20,4592 - 4,5346FCAT - 4,7503SOLV - 0,2309PCAT - 128,3724TNE - 285,9563PIB)}} \quad (20)$$

De modo a apurar a capacidade de previsão do modelo final desenharam-se as curvas ROC (Figura 9).

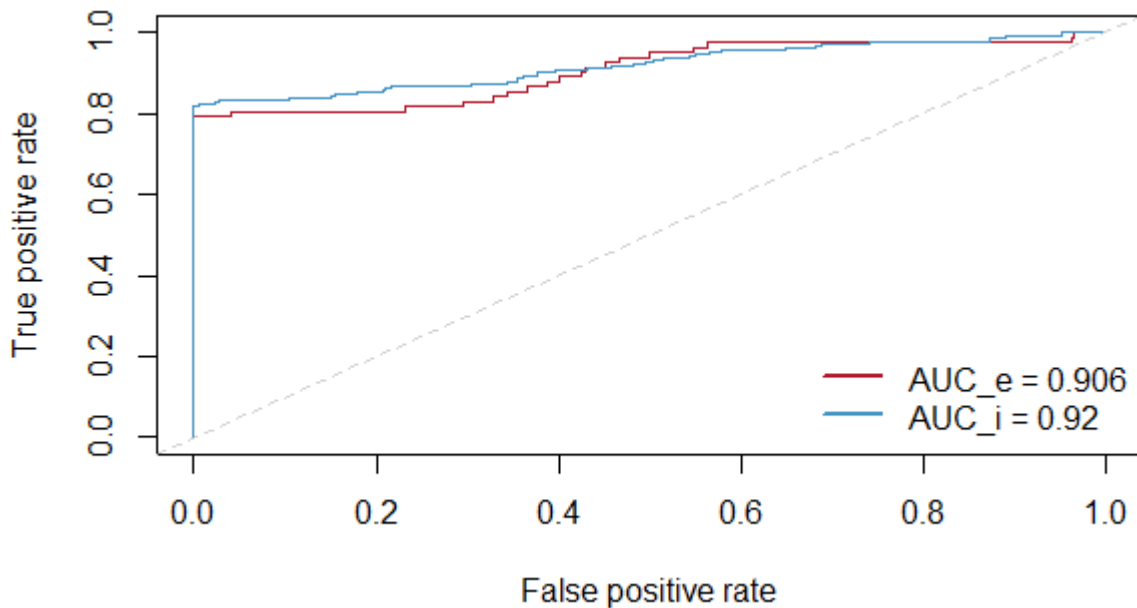


Figura 9 – Curvas ROC do Modelo 2 obtidas na validação externa e na validação interna.
 Fonte: Elaboração própria.

O Modelo 2 apresentou um valor de AUC de 0,906 para o conjunto de dados *teste* e 0,920 para o conjunto de dados *training*. Por sua vez, este modelo prevê a falência de empresas do setor da construção com

¹⁸ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

91% a 92% de precisão. A taxa de precisão reduziu aproximadamente 6% quando comparada com o Modelo 1.

4.3.3 Modelo 3

Na Tabela 14 mostra-se os resultados obtidos com base nos indicadores microeconômicos recolhidos três anos antes da falência. Em relação ao valor VIF, todas as variáveis ostentaram um valor inferior a dois, assegurando a ausência de problemas de multicolinearidade. De um modo geral, a medida R^2 de McFadden apresentou, em média, uma qualidade de ajustamento bastante satisfatória de 65%.

Os indicadores FCAT, SOLV, PCAT, TNE e PIB revelaram-se todos estatisticamente significativos. Surpreendentemente, o rácio PCAT demonstrou-se estatisticamente significativo e positivamente relacionado com a falência, ao contrário do que aconteceu nos outros modelos. O indicador TNE permaneceu negativamente relacionado com a falência.

Tabela 14 – Resultados do modelo de regressão logística três anos antes da falência.
Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R^2 McFadden
(Constante)	25,8439	4,0578	6,369	1,90e-10	*** ¹⁹	
FCAT	-3,0898	1,6555	-1,866	0,0620	*	
SOLV	-4,3135	1,0757	-4,010	6,07e-05	***	
PCAT	1,3061	0,7152	1,826	0,0678	*	393,09 0,648
PIB	-263,4298	32,1569	-8,192	2,57e-16	***	
TNE	-184,3570	34,8954	-5,283	1,27e-07	***	

Neste contexto, a função obtida para o Modelo 3 é a seguinte:

$$prob_i = \frac{1}{1 + e^{-(25,8439 - 3,0898FCAT - 4,3135SOLV + 1,3061PCAT - 184,3570TNE - 263,4298PIB)}} \quad (21)$$

Por último, importa aferir a capacidade preditiva do modelo desenvolvido com base nos indicadores microeconômicos recolhidos três anos antes da falência. Assim, aplicaram-se as curvas ROC (Figura 10).

¹⁹ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

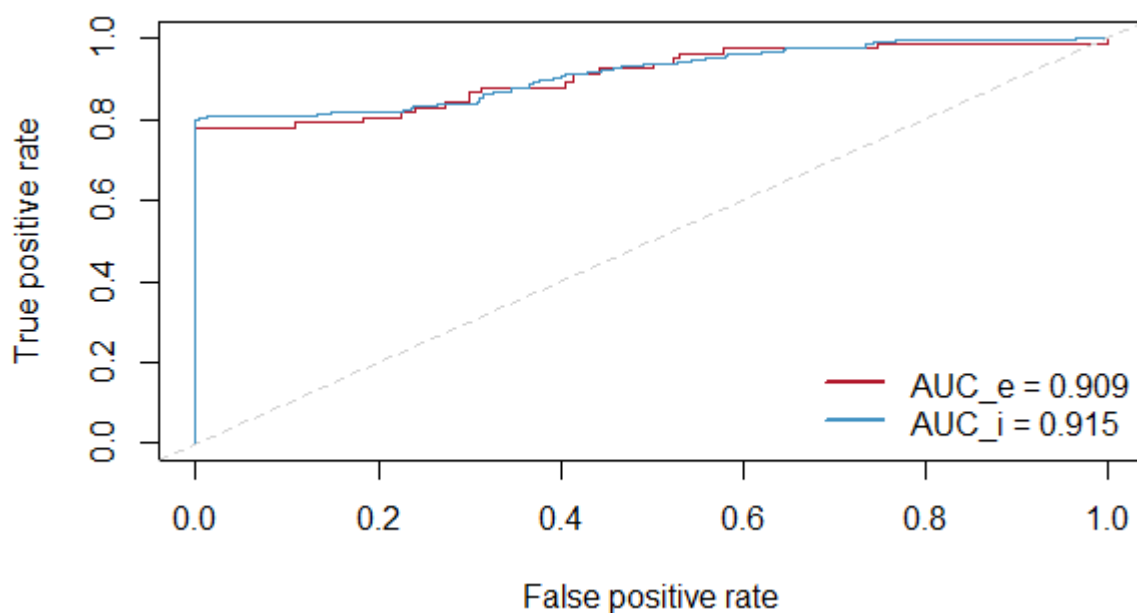


Figura 10 – Curvas ROC do Modelo 3 obtidas na validação externa e na validação interna.
 Fonte: Elaboração própria.

No Modelo 3, obteve-se um valor de AUC de 0,909 para o conjunto de dados *test* e 0,915 para o conjunto de dados *training*. Este modelo permite, portanto, prever a falência de empresas de construção com uma precisão de 91% a 92%. Estes resultados foram semelhantes aos alcançados no Modelo 2.

4.4 Síntese do capítulo

Este capítulo apresentou os resultados obtidos após a aplicação de diferentes técnicas estatísticas nos dados. Primeiramente foi realizada uma análise exploratória das variáveis em estudo, por intermédio de estatísticas descritivas, do teste *t* de *Student*. para amostras independentes e de correlações. Posteriormente, devido à elevada correlação entre as variáveis, empregou-se a análise de componentes principais para se selecionar apenas as que mais contribuíram para a variabilidade dos dados. Por último, estimaram-se os modelos para um, dois e três anos antes das empresas serem identificadas como estando em situação de falência, através da regressão logística, e comprovou-se a elevada capacidade de precisão interna e externa dos modelos com base nas curvas ROC.

5 DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Neste capítulo, são analisados e discutidos os resultados obtidos ao longo do trabalho desenvolvido. O capítulo termina com uma síntese.

5.1 Discussão

Ao longo da presente dissertação teve-se como principal objetivo o desenvolvimento de um novo modelo de previsão de falência que melhor se adaptasse às condições internas e externas das empresas do setor da construção civil português. Desta forma, recorreu-se à análise de componentes principais, de modo a identificar as variáveis mais relevantes para a construção do modelo final.

No final, destacou-se que as variáveis independentes selecionadas para o modelo final não são apenas rácios microeconómicos, mas também rácios macroeconómicos, comprovando-se, assim, a importância da sua junção. As variáveis elegidas ostentam diferentes características ao longo do tempo, nomeadamente a sua significância estatística, assim como os seus sinais esperados – sinais teóricos estabelecidos pelos autores estudados – e os sinais obtidos em cada um dos modelos (Tabela 15 e Tabela 16).

Tabela 15 – Significância dos coeficientes estimados nos modelos.
Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Liquidez	FCAT	X ²⁰	X	X
Solvabilidade e autonomia	SOLV	X	X	X
financeira	PCAT			X
Indicadores	PIB	X	X	X
macroeconómicos	TNE		X	X

²⁰ Variável com significância estatística.

Tabela 16 – Sinais esperados e sinais obtidos pelas variáveis em cada um dos modelos.
 Fonte: Elaboração própria.

Categoria	Variáveis	Sinal esperado	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Liquidez	FCAT	- ²¹	-	-	-
Solvabilidade e autonomia financeira	SOLV	-	-	-	-
	PCAT	+	-	-	+
Indicadores macroeconômicos	PIB	-	-	-	-
	TNE	+	-	-	-

O modelo final é composto por três indicadores microeconômicos, sendo que um pertence à categoria de liquidez e os restantes à categoria de solvabilidade e autonomia financeira. Estas categorias são fundamentais para explicar o evento de falência. Altman (1968, p. 591) esclarece que “*a firm with a poor profitability and/or solvency record may be regarded as a potential bankrupt*”. Além disso, Dimitras *et al.* (1996, p. 493) estudaram 47 artigos relativos ao tema de modelos de previsão de falência e constataram que: “*The most important financial ratios came from the solvency category*”. Já Back *et al.* (1996, p. 411) afirmam que: “*in case of failure prediction liquidity seems to play an importante role*”. Mais recentemente, Altman & Hotchkiss (2006, p. 239) explicaram que: “*In general, ratios measuring profitability, liquidity, leverage, and solvency, and multidimensional measures, like earnings and cash flow coverage, prevailed as the most significant indicators.*”. Os autores acrescentam, ainda, que: “*The order of their importance is not clear since almost every study cited a different ratio as being the most effective indication of impending problems.*”. Assim, pode-se deduzir que as categorias dos indicadores selecionados para o modelo obtido na presente dissertação são, de acordo com vários autores, os mais importantes e significativos.

Na categoria de liquidez, o rácio Fluxo de caixa/Ativo total é estatisticamente significativo em todos os modelos. Deste modo, concluiu-se que este rácio é fundamental para explicar a falência no curto e médio prazo. O coeficiente associado ao rácio FCAT, de natureza negativa, corresponde ao esperado, sugerindo que a probabilidade de falência diminui à medida que o fluxo de caixa aumenta em relação ao ativo total. Ou seja, as empresas conseguem ir gerando meios financeiros líquidos da sua atividade o que vai reforçando a sua solidez financeira. Dos autores estudados, somente Correia (2012) e Vieira *et al.* (2013) demonstraram a influência preditiva deste indicador nos seus modelos. Para além disso, Vieira *et al.*

²¹ O sinal “-” significa que, quanto maior for o valor desta variável, menor será a probabilidade de falência. Já o sinal “+” significa que, quanto maior for o valor desta variável, maior será a probabilidade de falência.

(2013, p. 13), mencionam que “*the ratio that has more capacity to predict bankruptcy over the different periods in the Portuguese construction industry is the ratio of cash-flow to total assets*”, conclusão idêntica à de Correia (2012). Contudo, este resultado não está em consonância com os apresentados por Acosta-González *et al.* (2019), Karas & Režňáková (2017a), Karas & Režňáková (2017b) e Karas & Srbová (2019), pois nenhum destes autores o considerou importante para os seus modelos ou com significância estatística.

No que diz respeito à categoria solvabilidade e autonomia financeira, o indicador SOLV manifestou-se sempre estatisticamente significativo e negativamente relacionado com a falência, demonstrando um resultado consistente à expectativa inicial. Desta forma, quanto menor for o valor deste rácio, maior será a probabilidade de as empresas do setor da construção português falirem no curto e médio prazo. Entidades com maior solidez financeira e capacidade para cumprirem as suas obrigações não circulantes são, por conseguinte, menos dependentes de capitais alheios. Jones & Wang (2019), Karminsky & Burekhin (2019), Obradović *et al.* (2018), Pacheco *et al.* (2019) e Rosa (2017) mencionam que este rácio é relevante para os seus modelos, apesar de Obradović *et al.* (2018) obterem sinais opostos ao esperado. Por outro lado, Oliveira (2014) e Pimenta (2015) não consideraram a solvabilidade importante para explicar a falência. Quanto ao rácio Passivo circulante/Ativo total, verificou-se que este era apenas estatisticamente significativo no Modelo 3. Este rácio apresenta um coeficiente positivo de acordo com o esperado, sugerindo que o aumento da proporção do passivo circulante em relação ao ativo total aumenta a probabilidade de falência no médio prazo. Geralmente, estas empresas financiam uma proporção mais elevada do seu ativo total com passivo de curto prazo (seja empréstimos bancários de curto prazo ou crédito de fornecedores, por exemplo). Isto vai fazer com que a empresa esteja sobre forte pressão financeira pois tem que ter a capacidade de gerar dinheiro para satisfazer no curto prazo aquelas responsabilidades. No caso do Modelo 1 e 2, o sinal deste indicador é contrário ao esperado, mas este não se mostrou com significância estatística. Estes resultados parecem indicar que este rácio tem tendência a aumentar a sua capacidade preditiva ao longo do tempo, pois revelou-se estatisticamente significativo apenas no Modelo 3. Outro aspeto interessante do indicador Passivo circulante/Ativo total é evidenciado por Karas & Režňáková (2017c), que estudaram a influência deste rácio no setor da construção e no setor transformador e constaram que o mesmo parece ser específico do setor da construção, visto que era um dos menos significativos no setor transformador e um dos mais no setor da construção. Os estudos de Acosta-González *et al.* (2019), Karas & Režňáková (2017a) e Karas & Režňáková (2017b), Karas & Režňáková (2017c) e Yan *et al.* (2020) corroboram os resultados

obtidos nesta dissertação, dado que estes autores também reportam um sinal positivo para este indicador, assim como salientam o seu mérito para prever a falência de empresas do setor da construção.

No caso dos indicadores macroeconómicos, encontram-se o PIB e a TNE. À semelhança dos estudos desenvolvidos por Carvalho *et al.* (2020), Jones & Wang (2019), Oliveira (2014) e Yan *et al.* (2020), o indicador PIB revelou-se estatisticamente significativo em todos os modelos testados. Resultados diferentes dos obtidos por Giriūniene *et al.* (2019). Além disso, confirmou-se que este se relaciona negativamente com a falência em todos os modelos, ou seja, quanto menor for o valor da taxa de crescimento do PIB, maior será o risco de falência. Esta conclusão era esperada dado que o PIB representa todos os bens e serviços produzidos por um determinado país e, portanto, um PIB elevado significa uma economia saudável e equilibrada. Este resultado é, ainda, mais relevante se se tiver em conta que, devido à sua natureza, o setor da construção é muito sensível ao ciclo económico. O indicador TNE mostrou relevância estatística no Modelo 2 e 3 e, apesar do indicador PIB por si só demonstrar uma elevada capacidade de previsão em conjunto com os indicadores microeconómicos, a adição deste indicador aumentou a qualidade de ajustamento em todos os modelos. Este resultado é análogo aos apresentados por Altman (1983), Cuthbertson & Hudson (1996), Hudson (1986), Liu (2004), Platt & Platt (1994) e Young (1995). No entanto, ao contrário do esperado, o coeficiente estimado apresenta um sinal negativo, o que significa que a diminuição da TNE aumenta a probabilidade de falência. Uma possível explicação para este resultado pode estar correlacionada com o horizonte temporal selecionado para as empresas falidas pois, surpreendentemente, os anos com maior número de falências são os mesmos em que o indicador TNE é menor. Destaca-se, ainda, a ausência de dados disponíveis para o ano de 2019 do indicador TNE. Logo, calculou-se a média relativa aos últimos cinco anos, dado que esta se manteve constante ao longo destes anos.

No geral, o modelo desenvolvido permanece com uma boa capacidade de previsão até três anos antes da falência – na casa dos 90%, tanto no conjunto *train* como no conjunto *test* –, bem como uma ótima qualidade de ajustamento (Tabela 17).

Tabela 17 – Capacidade de previsão e qualidade de ajustamento dos modelos.
Fonte: Elaboração própria.

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Validação externa	0,963	0,906	0,909
Validação interna	0,984	0,920	0,915
R² de McFadden	0,873	0,676	0,648

De um ponto de vista mais detalhado, conclui-se que o Modelo 1 tem uma AUC quase perfeita, principalmente na validação interna. Não obstante, os Modelos 2 e 3 mostram curvas razoavelmente alinhadas com o que seria o modelo perfeito (igual a 1). Comportamento semelhante, quanto à capacidade de previsão do modelo, foi observada nos estudos de Acosta-González *et al.* (2019), Giriūniene *et al.* (2019) e Ohlson (1980). Contudo, é possível constatar, ainda, que diversos dos trabalhos analisados ao longo desta dissertação, direcionados para o setor da construção civil, nomeadamente Costa (2014), Karminsky & Burekhin (2019), Kuběnka & Myšková (2019), Pacheco *et al.* (2019), Silva (2014) e Tserng *et al.* (2014), apresentavam modelos com um poder explicativo bastante inferior.

Por outro lado, é possível observar-se uma diminuição da taxa de precisão e da qualidade de ajustamento à medida que o horizonte temporal aumenta. Segundo Beaver (1966), uma das possíveis causas para estes resultados pode estar relacionada com a deterioração das empresas falidas ao longo do tempo, uma vez que a diferença nas médias dos indicadores entre as empresas ativas e falidas aumenta à medida que a falência se aproxima. Outra explicação possível prende-se com o facto de que os indicadores microeconómicos escolhidos para os modelos, normalmente, partem de dados relativos a um ano antes das empresas serem identificadas como estando em situação de falência e, por isso, podem não ser as mais apropriadas para explicar a falência nos dois e três anos anteriores à mesma, isto é, um indicador que tem importância no ano anterior à falência pode não ter nos outros anos anteriores à falência (Karas & Režňáková, 2017c).

Apesar da ACP demonstrar que alguns indicadores macroeconómicos contribuíam significativamente para a variabilidade dos dados, para se garantir a viabilidade do modelo proposto com indicadores micro e macroeconómicos, foi repetido todo o processo efetuado para a construção do mesmo com apenas indicadores microeconómicos, com intuito de se perceber qual seria a influência dos indicadores macroeconómicos na previsão de falências do setor da construção civil português. Assim, contrariamente à Tabela 17, o modelo desenvolvido com apenas indicadores microeconómicos mostra um pior desempenho, registando valores na casa dos 80% de precisão e uma qualidade de ajustamento inferior a 24% (Tabela 18; em detalhe Apêndice D).

Tabela 18 – Capacidade de previsão e qualidade de ajustamento dos modelos com indicadores microeconómicos.
 Fonte Elaboração própria.

	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3
Validação externa	0,830	0,823	0,786
Validação interna	0,849	0,808	0,802
R² de McFadden	0,234	0,191	0,170

Com isto, assegurou-se que o modelo final proposto com indicadores micro e macroeconómicas é realmente mais eficiente e eficaz. Além disso, é possível inferir-se que o setor da construção civil em Portugal é sensível a alterações externas, devido à discrepância observada nos valores obtidos entre ambos os modelos. Conclusão semelhante é apresentada no estudo de Acosta-González *et al.* (2019, p. 255): “*companies in the Spanish construction sector are more sensitive to changes in macroeconomic factors than to their own accounting ratios*”.

Para concluir, esta investigação aponta a importância de rácios que medem a liquidez e a solvabilidade e autonomia financeira das organizações, assim como indicadores macroeconómicos que analisem o ambiente externo da empresa (e condicionam o contexto em que todas as empresas atuam) para prever o evento de falência. Além disso, a elevada precisão do modelo proposto comprova o seu potencial quando empregue nas empresas portuguesas do setor da construção civil. Assim, dado os resultados apurados, seria vantajoso para as entidades deste setor empregarem o modelo criado e, deste modo, conceberem soluções que reduzam e previnam o agravamento da sua situação financeira. No caso dos bancos, das entidades públicas e dos investidores, este modelo, também revela igual importância, principalmente a nível da análise de risco, uma vez que permite a avaliação da viabilidade e estabilidade da empresa.

5.2 Síntese do capítulo

Neste capítulo concretizou-se a análise e discussão dos resultados obtidos pelos modelos de regressão logística. Em primeiro lugar, analisaram-se individualmente as variáveis selecionadas para o modelo final. De seguida, compararam-se os resultados com as conclusões retiradas de estudos desenvolvidos por outros autores. No final, concluiu-se que a junção de indicadores micro e macroeconómicos se revela de grande utilidade para explicar a falência do setor da construção civil português.

6 CONCLUSÃO

Na conclusão, é resumido todo o trabalho desenvolvido ao longo da presente dissertação, demonstrando os objetivos alcançados e respondendo à questão de investigação proposta no primeiro capítulo. Por último, são apontadas as limitações do estudo e algumas sugestões para investigações futuras.

6.1 Principais contributos

Esta dissertação destaca a importância de indicadores micro e macroeconómicos na previsão de falência das empresas, conforme estudos desenvolvidos por outros autores (Jones & Wang, 2019; Tinoco & Wilson, 2013). Aliado a este foco, pretendia-se contribuir com um modelo de previsão de falência direcionado para as empresas portuguesas do setor da construção civil, devido às constantes dificuldades encontradas neste setor, ao longo dos anos, principalmente à escassez de procura em períodos de crise (Santos, 2016).

Neste sentido, selecionou-se uma amostra de 1832 empresas portuguesas pertencentes ao setor da construção civil, das quais 1558 se encontravam em atividade em 2019 e 274 em situação de falência, no período compreendido entre 2009 e 2019. Este conceito é entendido nesta dissertação num sentido amplo, designadamente englobando não só empresas que possam ter sido efetivamente declaradas falidas, mas, também, empresas que se encontram num processo de insolvência e empresas em grave situação financeira que esteja a condicionar fortemente a sua atividade.

Com base na literatura, selecionou-se um conjunto de 20 indicadores microeconómicos e 6 indicadores macroeconómicos. No entanto, devido à elevada correlação entre as variáveis, foi necessária a aplicação da análise de componentes principais para se perceber quais eram as que melhor explicavam a variação existente no conjunto de dados. Posteriormente, estimaram-se os modelos, através da regressão logística, para um, dois e três anos antes das empresas serem identificadas como estando em situação de falência. Estes apresentaram uma capacidade preditiva global superior a 90% até três anos antes da falência e uma qualidade de ajustamento entre 65% e 87%. A redução da capacidade de previsão e da qualidade de ajustamento ao longo dos anos deve-se, sobretudo, à distância temporal até ocorrer a falência.

Os indicadores microeconómicos que ajudam a explicar o evento de falência são a solvabilidade, bem como os indicadores Fluxo de caixa/Ativo total e Passivo circulante/Ativo total. Além disso, demonstrou-se que a solvabilidade e o indicador Fluxo de caixa/Ativo total são fundamentais para analisar a situação das empresas do setor da construção civil a curto e médio prazo e que o indicador Passivo circulante/Ativo total é relevante a médio prazo. No que diz respeito aos indicadores macroeconómicos, concluiu-se que o produto interno bruto e a taxa de natalidade das empresas do setor da construção são essenciais para prever a falência.

Em suma, a capacidade de previsão e qualidade de ajustamento dos modelos parece aumentar significativamente com a combinação de indicadores micro e macroeconómicos (Acosta-González *et al.*, 2019; Carvalho *et al.*, 2020; Giriūniene *et al.*, 2019; Oliveira, 2014; Yan *et al.*, 2020). Estes resultados proporcionam uma nova visão sobre os modelos de previsão de falência direcionados para o setor da construção civil, evidenciando a sensibilidade que este tem, a alterações externas.

6.2 Limitações do estudo

Este estudo confrontou-se com determinadas adversidades, nomeadamente a falta de informação na Orbis sobre alguns indicadores, o que conduziu a uma grande diminuição da amostra, principalmente no grupo das empresas falidas, e do número de variáveis independentes.

A inexistência de informação na Pordata relativamente ao indicador TNE para o ano de 2019, originou, inevitavelmente, a necessidade do cálculo da média dos últimos cinco anos (valores semelhantes neste período de tempo), pelo que não se conhece de que modo este aspeto pode ter afetado os resultados obtidos.

Outra limitação do estudo relaciona-se com o facto de não ter sido possível encontrar na Orbis uma amostra significativa de empresas em estado de falência, visto que era o propósito inicial desta dissertação. De modo a contornar esta dificuldade, optou-se por utilizar um conceito mais amplo de falência. No entanto, é importante notar a invulgaridade deste acontecimento, dado que o período escolhido para análise – 2009 a 2019 – é suficientemente longo para alcançar um grande número de empresas e, por isso, bastante provável a ocorrência de falências.

Realça-se, ainda, que nem todas as entidades adotam os mesmos critérios contabilísticos, podendo, assim, distorcer a verdadeira situação económico-financeira em que se encontram e diminuir a capacidade de previsão dos modelos. Ainda assim, este problema é, até certo ponto, minimizado pelo facto de se usar a mesma base de dados (Orbis) para todas as empresas e haver um processo de

normalização da informação que é recolhida junto das empresas, permitindo assegurar uma melhor comparabilidade dessa informação.

Por fim, destaca-se a elevada correlação entre alguns dos indicadores escolhidos, algo esperado, visto que a maioria se calcula de maneira quase idêntica. De forma a ultrapassar este problema, recomenda-se um estudo mais aprofundado sobre os rácios utilizados nos modelos de previsão de falência, dado que os estudos desenvolvidos até hoje se concentram, essencialmente, naqueles com maior grau de popularidade na literatura, não havendo uma fundamentação teórica sobre a seleção dos mesmos (Acosta-González & Fernández-Rodríguez, 2014; Karels & Prakash, 1987).

6.3 Sugestões para investigações futuras

Existe um universo de possibilidades para investigações futuras, uma vez que os avanços tecnológicos estão em constante evolução e existem cada vez mais estudos sobre modelos de previsão de falência.

Em primeiro lugar, propõe-se a utilização de outra categoria de indicadores. Os indicadores escolhidos para este estudo foram limitados a indicadores micro e macroeconómicos, sendo necessário efetuar um estudo, também, com indicadores de mercado (*e.g.* valor de mercado dos capitais próprios, cotação da ação e rácio capitalização bolsista/endividamento total). Já foi verificado por alguns autores (*e.g.* Pham Vo Ninh *et al.*, 2018; Tinoco & Wilson, 2013) que a junção destes três tipos de indicadores se revela benéfica para prever a falência.

Uma outra análise interessante seria a replicação deste projeto de investigação numa amostra de maior dimensão, nomeadamente no grupo das empresas falidas, dado que uma amostra mais representativa da população aumentaria a precisão dos modelos, e, de seguida, apurar se os resultados obtidos permaneciam.

Do ponto de vista metodológico, revela-se igualmente importante explorar diferentes técnicas estatísticas e comparar os seus resultados, com o intuito de averiguar se se obteriam resultados análogos, e consequentemente, as mesmas conclusões.

Futuramente, recomenda-se, ainda, um estudo acerca dos efeitos provocados pela pandemia da Covid-19 na situação económico-financeira das empresas portuguesas e estrangeiras, para que se possa compreender de uma forma mais abrangente a resposta das organizações, assim como os setores mais prejudicados.

Para concluir, sugere-se a criação de uma *interface* que possa posteriormente ser usada pelas empresas do setor da construção, proporcionando-lhes de forma simples e intuitiva toda a informação possível sobre o estado da sua empresa e respetivas previsões. Esta *interface* pode ser desenvolvida através do *package shiny*, disponível no *RStudio*.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abdallah, F. D. M. (2018). Statistical Modelling of Categorical Outcome with More than Two Nominal Categories. *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 6(6), 262–265. <https://doi.org/10.12691/ajams-6-6-7>
- Abidali, A. F., & Harris, F. (1995). A methodology for predicting company failure in the construction industry. *Construction Management and Economics*, 13(3), 189–196. <https://doi.org/10.1080/01446199500000023>
- Achim, M. V., Mare, C., & Borlea, S. N. (2012). A Statistical Model of Financial Risk Bankruptcy Applied for Romanian Manufacturing Industry. *Procedia Economics and Finance*, 3, 132–137. [https://doi.org/10.1016/s2212-5671\(12\)00131-1](https://doi.org/10.1016/s2212-5671(12)00131-1)
- Acosta-González, E., & Fernández-Rodríguez, F. (2014). Forecasting Financial Failure of Firms via Genetic Algorithms. *Computational Economics*, 43(2), 133–157. <https://doi.org/10.1007/s10614-013-9392-9>
- Acosta-González, E., Fernández-Rodríguez, F., & Ganga, H. (2019). Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data. *Computational Economics*, 53(1), 227–257. <https://doi.org/10.1007/s10614-017-9737-x>
- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164–184. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.10.040>
- Alexakis, P. (2008). 'Altman Z-score model' and prediction of business failures. *International Journal of Monetary Economics and Finance*, 1(4), 329–337. <https://doi.org/10.1504/IJMEF.2008.021143>
- 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. I. (1983). Why businesses fail. *Journal of Business Strategy*, 3(4), 15–21. <https://doi.org/10.1108/eb038985>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29–54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy* (3rd ed.). John Wiley & Sons, Inc.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Financial Management and Accounting*, 28(2), 131–171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the U.S. market. *Abacus*, 43(3), 332–357. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>

- Amaro, R. (2013). *A Previsão de falências em Portugal: Estudo da capacidade preditiva dos modelos existentes* [Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto]. Repositório Aberto da Universidade do Porto. <https://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/69946>
- Amoa-Gyarteng, K. (2019). Financial Characteristics of Distressed Firms: An Application of the Altman Algorithm Model. *Journal of Corporate Accounting & Finance*, 30(1), 63–76. <https://doi.org/10.1002/jcaf.22367>
- Arslan, Ö., & Karan, M. B. (2009). Credit risks and internationalization of SMEs. *Journal of Business Economics and Management*, 10(4), 361–368. <https://doi.org/10.3846/1611-1699.2009.10.361-368>
- Ashraf, S., G. S. Félix, E., & Serrasqueiro, Z. (2019). Do Traditional Financial Distress Prediction Models Predict the Early Warning Signs of Financial Distress? *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 1–17. <https://doi.org/10.3390/jrfm12020055>
- Atiya, A. F. (2001). Bankruptcy prediction for credit risk using neural networks: A survey and new results. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 12(4), 929–935. <https://doi.org/10.1109/72.935101>
- Back, B., Laitinen, T., & Sere, K. (1996). Neural networks and genetic algorithms for bankruptcy predictions. *Expert Systems with Applications*, 11(4), 407–413. [https://doi.org/10.1016/S0957-4174\(96\)00055-3](https://doi.org/10.1016/S0957-4174(96)00055-3)
- Baesens, B., Setiono, R., Mues, C., & Vanthienen, J. (2003). Using neural network rule extraction and decision tables for credit-risk evaluation. *Management Science*, 49(3), 312–329. <https://doi.org/10.1287/mnsc.49.3.312.12739>
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *British Accounting Review*, 38(1), 63–93. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2005.09.001>
- Baptista, M., & Andrade, P. (2004). Organizações desportivas: um contributo para uma nova atitude. *POVOS e Culturas*, 9, 81–120. <https://doi.org/10.34632/povoseculturas.2004.8822>
- Barros, G. (2008). *Modelos de Previsão da Falência de Empresas Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas* [Dissertação de Mestrado, Instituto Universitário de Lisboa]. Repositório do Iscte – Instituto Universitário de Lisboa. <http://hdl.handle.net/10071/1462>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Beaver, W., McNichols, M., & Rhie, J. W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93–122. <https://doi.org/10.1007/s11142-004-6341-9>
- Becchetti, L., & Sierra, J. (2003). Bankruptcy risk and productive efficiency in manufacturing firms. *Journal of Banking and Finance*, 27(11), 2099–2120. [https://doi.org/10.1016/S0378-4266\(02\)00319-9](https://doi.org/10.1016/S0378-4266(02)00319-9)
- Bellovary, J., Giacomino, D., & Akers, M. D. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-

- Present. *Journal of Financial Education*, 33, 1–42. <https://www.jstor.org/stable/41948574>
- Bessa, M. C. L. (2018). *Análise Comparativa de Modelos de Previsão de Falência: PME's Portuguesas* [Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto]. Repositório Aberto da Universidade do Porto. <https://hdl.handle.net/10216/117878>
- Bishop, H., Turner, M., & Molinero, C. (2005). The distress of Marks & Spencer PLC in 2001: a multidimensional scaling analysis. *Cuadernos de Estudios Empresariales*, 15, 107–126. <https://doi.org/10.5209/CESE.10396>
- Boratyńska, K. (2016). Corporate bankruptcy and survival on the market: Lessons from evolutionary economics. *Oeconomia Copernicana*, 7(1), 107–129. <https://doi.org/10.12775/OeC.2016.008>
- Boritz, J. E., & Kennedy, D. B. (1995). Effectiveness of neural network types for prediction of business failure. *Expert Systems With Applications*, 9(4), 503–512. [https://doi.org/10.1016/0957-4174\(95\)00020-8](https://doi.org/10.1016/0957-4174(95)00020-8)
- Braga, A. C. da S. (2000). *Curvas ROC: aspectos funcionais e aplicações* [Tese de Doutoramento, Universidade do Minho]. RepositóriUM. <http://hdl.handle.net/1822/195>
- Brealey, R. A., Myers, S. C., & Marcus, A. J. (2017). *Fundamentals of corporate finance* (9th ed.). McGraw-Hill.
- Brigham, E., & Houston, J. (2018). *Fundamentals of Financial Management* (15th ed.). CENGAGE Learning Custom Publishing.
- Butkus, M., Žakarė, S., & Cibulskienė, D. (2014). Bankroto diagnostikos modelis ir jo pritaikymas bankroto tikimybei Lietuvos įmonėse prognozuoti. *Applied Economics: Systematic Research*, 8.1(8.1), 111–132. <https://doi.org/10.7220/aesr.1822.7996.2014.8.1.7>
- Carvalho, P. V., Curto, J. D., & Primor, R. (2020). Macroeconomic determinants of credit risk: Evidence from the Eurozone. *International Journal of Finance and Economics*, 1–19. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2259>
- Chang, D. S., & Kuo, Y. C. (2008). An approach for the two-group discriminant analysis: An application of DEA. *Mathematical and Computer Modelling*, 47(9–10), 970–981. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2007.05.010>
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497. <https://doi.org/10.1080/0963818042000216811>
- Chen, H. L. (2018). Development of a stable corporate bankruptcy classification model: Evidence from Taiwan. *International Journal of Economic Sciences*, VII(1), 16–38. <https://doi.org/10.20472/es.2018.7.1.002>
- Chen, Y., Zhang, L., & Zhang, L. (2013). Financial distress prediction for chinese listed manufacturing companies. *Procedia Computer Science*, 17, 678–686. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2013.05.088>

- Cheng, M. Y., & Hoang, N. D. (2015). Evaluating contractor financial status using a hybrid fuzzy instance based classifier: Case study in the construction industry. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 62(2), 184–192. <https://doi.org/10.1109/TEM.2014.2384513>
- Chi, G., Uddin, M. S., Abedin, M. Z., & Yuan, K. (2019). Hybrid model for credit risk prediction: An application of neural network approaches. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 28(5), 1–33. <https://doi.org/10.1142/S0218213019500179>
- Cho, S., Hong, H., & Ha, B. C. (2010). A hybrid approach based on the combination of variable selection using decision trees and case-based reasoning using the Mahalanobis distance: For bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 37(4), 3482–3488. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2009.10.040>
- Chuang, C. L. (2013). Application of hybrid case-based reasoning for enhanced performance in bankruptcy prediction. *Information Sciences*, 236, 174–185. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.02.015>
- Correia, C. (2012). *Previsão da insolvência: evidência no setor da construção* [Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro]. Repositório Institucional da Universidade de Aveiro. <http://hdl.handle.net/10773/9573>
- Correia, P. G. M. (2017). *Probabilidade da falência empresarial: uma aplicação às PME da indústria transformadora portuguesa* [Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro]. Repositório Institucional da Universidade de Aveiro. <http://hdl.handle.net/10773/23492>
- Correio da Manhã. (2011, August 10). *Três construtoras falidas por dia*. <https://www.cmjornal.pt/portugal/detalhe/tres-construtoras-falidas-por-dia>
- Costa, H. A. (2014). *Modelo de previsão de falência: o caso da construção civil em Portugal* [Dissertação de Mestrado, Universidade do Algarve]. Repositório da Universidade do Algarve. <http://hdl.handle.net/10400.1/8321>
- Cuthbertson, K., & Hudson, J. (1996). The determinants of compulsory liquidations in the U.K. *Manchester School*, 64(3), 298–308. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9957.1996.tb00487.x>
- Damodaran, A. (2001). *Corporate finance: theory and practice* (2nd ed.). Wiley.
- Davydenko, S. A. (2013). Insolvency, Illiquidity, and the Risk of Default. *Working Paper*, 1–47. <http://www-2.rotman.utoronto.ca/davydenko/liquidity.pdf>
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179. <https://doi.org/10.2307/2490225>
- Decreto-Lei n.º 53/2004 do Ministério da Justiça. (2004). Diário da República: I série-A, n.º 66. <https://data.dre.pt/eli/dec-lei/53/2004/03/18/p/dre/pt/html>
- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., & Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European Journal of Operational Research*, 90(3), 487–513. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(95\)00070-4](https://doi.org/10.1016/0377-2217(95)00070-4)

- Dong, M. C., Tian, S., & Chen, C. W. S. (2018). Predicting failure risk using financial ratios: Quantile hazard model approach. *North American Journal of Economics and Finance*, 44, 204–220. <https://doi.org/10.1016/j.najef.2018.01.005>
- Drotár, P., Gnip, P., Zoričák, M., & Gazda, V. (2019). Small-and medium-enterprises bankruptcy dataset. *Data in Brief*, 25, 1–6. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2019.104360>
- Duffie, D., Saita, L., & Wang, K. (2007). Multi-period corporate default prediction with stochastic covariates. *Journal of Financial Economics*, 83(3), 635–665. <https://doi.org/10.1016/j.jfineco.2005.10.011>
- Farinha, J. B. (1995). *Análise de Rácios Financeiros: uma perspectiva crítica*. Asa.
- Fávero, L. P., Belfione, P., Silva, F. L., & Chan, B. L. (2009). *Análise de dados: modelagem multivariada para tomada de decisões*. Campos.
- Fernandes, C., Peguinho, C., Vieira, E., & Neiva, J. (2016). *Análise Financeira - Teoria e Prática* (4ª ed.). Edições Sílabo.
- Giriūniene, G., Giriūnas, L., Morkunas, M., & Brucaite, L. (2019). A comparison on leading methodologies for bankruptcy prediction: The case of the construction sector in Lithuania. *Economies*, 7(3), 1–20. <https://doi.org/10.3390/economies7030082>
- Governo da República Portuguesa. (2021). *Pandemia provoca queda acentuada do PIB em Portugal e na Europa*. <https://www.portugal.gov.pt/pt/gc22/comunicacao/comunicado?i=pandemia-provoca-queda-acentuada-do-pib-em-portugal-e-na-europa>
- Habib, A., Costa, M. D., Huang, H. J., Bhuiyan, M. B. U., & Sun, L. (2020). Determinants and consequences of financial distress: review of the empirical literature. *Accounting and Finance*, 60(S1), 1023–1075. <https://doi.org/10.1111/acfi.12400>
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate Data Analysis* (8th ed.). Cengage Learning.
- Heo, J., & Yang, J. Y. (2014). AdaBoost based bankruptcy forecasting of Korean construction companies. *Applied Soft Computing Journal*, 24, 494–499. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.08.009>
- Hol, S. influence of the business cycle on bankruptcy probability. (2007). The influence of the business cycle on bankruptcy probability. *International Transactions in Operational Research*, 14(1), 75–90. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2006.00576.x>
- Horta, I. M., & Camanho, A. S. (2013). Company failure prediction in the construction industry. *Expert Systems with Applications*, 40(16), 6253–6257. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.05.045>
- Horváthová, J., & Mokrišová, M. (2018). Risk of bankruptcy, its determinants and models. *Risks*, 6(4), 1–22. <https://doi.org/10.3390/risks6040117>
- Hudson, J. (1986). An analysis of company liquidations. *Applied Economics*, 18(2), 219–235. <https://doi.org/10.1080/00036848600000025>
- Hyland, K. (2016). Methods and methodologies in second language writing research. *System*, 59, 116–

125. <https://doi.org/10.1016/j.system.2016.05.002>
- Indriyanti, M. (2019). The Accuracy of Financial Distress Prediction Models: Empirical Study on the World's 25 Biggest Tech Companies in 2015–2016 Forbes's Version. *KnE Social Sciences*, *3*(11), 442–450. <https://doi.org/10.18502/kss.v3i11.4025>
- Issah, M., & Antwi, S. (2017). Role of macroeconomic variables on firms' performance: Evidence from the UK. *Cogent Economics and Finance*, *5*(1), 1–18. <https://doi.org/10.1080/23322039.2017.1405581>
- Jagels, M. G. (2006). *Hospitality management accounting* (9th ed.). John Wiley & Sons.
- Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis* (2nd ed.). Springer.
- Jones, S., & Wang, T. (2019). Predicting private company failure: A multi-class analysis. *Journal of International Financial Markets, Institutions & Money*, *61*, 161–188. <https://doi.org/10.1016/j.intfin.2019.03.004>
- Kamaluddin, A., Ishak, N., & Mohammed, N. F. (2019). Financial distress prediction through cash flow ratios analysis. *International Journal of Financial Research*, *10*(3), 63–76. <https://doi.org/10.5430/ijfr.v10n3p63>
- Karamzadeh, M. S. (2013). Application and comparison of altman and ohlson models to predict bankruptcy of companies. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*, *5*(6), 2007–2011. <https://doi.org/10.19026/rjaset.5.4743>
- Karas, M., & Režňáková, M. (2017a). Predicting the bankruptcy of construction companies: A CART-based model. *Engineering Economics*, *28*(2), 145–154. <https://doi.org/10.5755/j01.ee.28.2.16353>
- Karas, M., & Režňáková, M. (2017b). The potential of dynamic indicator in development of the bankruptcy prediction models: The case of construction companies. *Acta Universitatis Agriculturae et Silviculturae Mendelianae Brunensis*, *65*(2), 641–652. <https://doi.org/10.11118/actaun201765020641>
- Karas, M., & Režňáková, M. (2017c). The stability of bankruptcy predictors in the construction and manufacturing industries at various times before bankruptcy. *Ekonomika a Management*, *20*(2), 116–133. <https://doi.org/10.15240/tul/001/2017-2-009>
- Karas, M., & Srbová, P. (2019). Predicting bankruptcy in construction business: Traditional model validation and formulation of a new model. *Journal of International Studies*, *12*(1), 283–296. <https://doi.org/10.14254/2071-8330.2019/12-1/19>
- Karels, G. V., & Prakash, A. J. (1987). Multivariate Normality and Forecasting of Business Bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*, *14*(4), 573–593. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1987.tb00113.x>
- Karminsky, A., & Burekhin, R. (2019). Comparative analysis of methods for forecasting bankruptcies of Russian construction companies. *Business Informatics*, *13*(3), 52–66. <https://doi.org/10.17323/1998-0663.2019.3.52.66>

- Kim, I. J., Ramaswamy, K., & Sundaresan, S. (1993). Does Default Risk in Coupons Affect the Valuation of Corporate Bonds?: A Contingent Claims Model. *Financial Management*, 22(3), 117–131. <https://doi.org/10.2307/3665932>
- Kliestik, T., Misankova, M., Valaskova, K., & Svabova, L. (2018). Bankruptcy Prevention: New Effort to Reflect on Legal and Social Changes. *Science and Engineering Ethics*, 24(2), 791–803. <https://doi.org/10.1007/s11948-017-9912-4>
- Korol, T. (2019). Dynamic Bankruptcy Prediction Models for European Enterprises. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(4), 1–15. <https://doi.org/10.3390/jrfm12040185>
- Korol, T., & Korodi, A. (2011). An evaluation of effectiveness of fuzzy logic model in predicting the business bankruptcy. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 3, 92–107. <https://ideas.repec.org/a/rjr/romjef/vy2011i3p92-107.html>
- Kovacova, M., & Kliestik, T. (2017). Logit and Probit application for the prediction of bankruptcy in Slovak companies. *Equilibrium. Quarterly Journal of Economics and Economic Policy*, 12(4), 775–791. <https://doi.org/10.24136/eq.v12i4.40>
- Kuběnka, M., & Myšková, R. (2019). Obvious and hidden features of corporate default in bankruptcy models. *Journal of Business Economics and Management*, 20(2), 368–383. <https://doi.org/10.3846/jbem.2019.9612>
- Kwak, S. G., & Kim, J. H. (2017). Central limit theorem: The cornerstone of modern statistics. *Korean Journal of Anesthesiology*, 70(2), 144–156. <https://doi.org/10.4097/kjae.2017.70.2.144>
- Lafi, S. Q., & Kaneene, J. B. (1992). An explanation of the use of principal-components analysis to detect and correct for multicollinearity. *Preventive Veterinary Medicine*, 13(4), 261–275. [https://doi.org/10.1016/0167-5877\(92\)90041-D](https://doi.org/10.1016/0167-5877(92)90041-D)
- Lagesh, M. A., Srikanth, M., & Acharya, D. (2018). Corporate Performance during Business Cycles: Evidence from Indian Manufacturing Firms. *Global Business Review*, 19(5), 1–14. <https://doi.org/10.1177/0972150918788740>
- Le, T., Vo, M. T., Vo, B., Lee, M. Y., & Baik, S. W. (2019). A Hybrid Approach Using Oversampling Technique and Cost-Sensitive Learning for Bankruptcy Prediction. *Complexity*, 2019, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2019/8460934>
- Leal, C. P., & Machado-Santos, C. (2007). Insolvency prediction in the portuguese textile industry. *European Journal of Finance and Banking Research*, 1(1), 16–28. <https://ssrn.com/abstract=1536058>
- Lee, K. C., Han, I., & Kwon, Y. (1996). Hybrid neural network models for bankruptcy predictions. *Decision Support Systems*, 18(1), 63–72. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(96\)00018-8](https://doi.org/10.1016/0167-9236(96)00018-8)
- Liu, J. (2004). Macroeconomic determinants of corporate failures: Evidence from the UK. *Applied Economics*, 36(9), 939–945. <https://doi.org/10.1080/0003684042000233168>
- Lucanera, J. P., Fabregat-Aibar, L., Scherger, V., & Vigier, H. (2020). Can the SOM analysis predict business failure using capital structure theory? Evidence from the subprime crisis in Spain. *Axioms*,

- 9(2), 1–13. <https://doi.org/10.3390/AXIOMS9020046>
- Lusa. (2020, April 2). *Só 8% das empresas portuguesas não viram atividade afetada pela pandemia*. TSF Rádio Notícias. <https://www.tsf.pt/portugal/economia/so-8-das-empresas-portuguesas-nao-viram-atividade-afetada-pela-pandemia-12020033.html>
- Lydersen, S. (2015). Statistical review: Frequently given comments. *Annals of the Rheumatic Diseases*, 74(2), 323–325. <https://doi.org/10.1136/annrheumdis-2014-206186>
- Mihalovič, M. (2016). Performance comparison of multiple discriminant analysis and logit models in bankruptcy prediction. *Economics & Sociology*, 9(4), 101–118. <https://doi.org/10.14254/2071-789X.2016/9-4/6>
- Mousavi, M. M., Ouenniche, J., & 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>
- Mselmi, N., Lahiani, A., & Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, 50, 67–80. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.02.004>
- Muller, G. H., Steyn-Bruwer, B. W., & Hamman, W. D. (2009). Predicting financial distress of companies listed on the JSE - A comparison of techniques. *South African Journal of Business Management*, 40(1), 21–32. <https://doi.org/10.4102/sajbm.v40i1.532>
- Nanayakkara, K. G. M., & Azeez, A. A. (2015). Predicting Corporate Financial Distress in Sri Lanka: An Extension to Z-Score Model. *International Journal of Business and Social Research*, 5(3), 41–56. <https://doi.org/10.18533/ijbsr.v5i3.733>
- Neves, J. C. das. (2012). *Análise e Relato Financeiro - Uma visão integrada de gestão* (5ª ed.). Texto Editores, Lda.
- Nouri, B. A., & Soltani, M. (2016). Designing a bankruptcy prediction model based on account, market and macroeconomic variables (Case Study: Cyprus Stock Exchange). *Iranian Journal of Management Studies*, 9(1), 125–147. <https://doi.org/10.22059/ijms.2016.55038>
- Obradović, D. B., Jakaić, D., Rupić, I. B., & Andrić, M. (2018). Insolvency prediction model of the company: The case of the republic of serbia. *Economic Research-Ekonomska Istrazivanja*, 31(1), 138–157. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2017.1421990>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Oliveira, M. D. N. T., Ferreira, F. A. F., Pérez-Bustamante Ilander, G. O., & Jalali, M. S. (2017). Integrating cognitive mapping and MCDA for bankruptcy prediction in small-and medium-sized enterprises. *Journal of the Operational Research Society*, 68(9), 985–997. <https://doi.org/10.1057/s41274-016-0166-3>
- Oliveira, M. P. G. (2014). *A insolvência empresarial na indústria transformadora portuguesa: as determinantes financeiras e macroeconómicas* [Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto].

Repositório Aberto da Universidade do Porto. <https://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/77110>

- Othman, J., & Asutay, M. (2018). Integrated early warning prediction model for Islamic banks: The Malaysian case. *Journal of Banking Regulation*, 19(2), 118–130. <https://doi.org/10.1057/s41261-017-0040-5>
- Ouenniche, J., & Tone, K. (2017). An out-of-sample evaluation framework for DEA with application in bankruptcy prediction. *Annals of Operations Research*, 254(1–2), 235–250. <https://doi.org/10.1007/s10479-017-2431-5>
- Pacheco, L. (2015). SMEs probability of default: the case of the hospitality sector. *Tourism & Management Studies*, 11(1), 153–159. <https://tmstudies.net/index.php/ectms/article/view/770>
- Pacheco, L., Rosa, R., & Oliveria Tavares, F. (2019). Risco de Falência de PME: Evidência no setor da construção em Portugal. *Innovar*, 29(71), 143–157. <https://doi.org/10.15446/innovar.v29n71.76401>
- Pal, R., Kupka, K., Aneja, A. P., & Militky, J. (2016). Business health characterization: A hybrid regression and support vector machine analysis. *Expert Systems with Applications*, 49, 48–59. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2015.11.027>
- Peres, C. J., & Antão, M. G. (2019). Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial nas Portuguesas e Espanholas – O caso do Sector do Turismo. *European Journal of Applied Business and Management*, 5(1), 1–12. <https://nidisag.isag.pt/index.php/IJAM/article/view/350>
- Pham Vo Ninh, B., Do Thanh, T., & Vo Hong, D. (2018). Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in Vietnam. *Economic Systems*, 42(4), 616–624. <https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2018.05.002>
- Pimenta, I. da C. (2015). *Modelos de previsão de falência - análise econométrica do setor da construção civil na UE* [Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto]. Repositório Aberto da Universidade do Porto. <https://repositorio-aberto.up.pt/handle/10216/81446>
- Pisula, T. (2020). An Ensemble Classifier-Based Scoring Model for Predicting Bankruptcy of Polish Companies in the Podkarpackie Voivodeship. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(2), 1–35. <https://doi.org/10.3390/jrfm13020037>
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (1994). Business cycle effects on state corporate failure rates. *Journal of Economics and Business*, 46(2), 113–127. [https://doi.org/10.1016/0148-6195\(94\)90005-1](https://doi.org/10.1016/0148-6195(94)90005-1)
- Platt, H. D., & Platt, M. B. (2002). Predicting corporate financial distress: Reflections on choice-based sample bias. *Journal of Economics and Finance*, 26(2), 184–199. <https://doi.org/10.1007/bf02755985>
- Prado, J. W., Carvalho, F. de M., Benedicto, G. C. de, & Lima, A. L. R. (2019). Analysis of credit risk faced by public companies in Brazil: an approach based on discriminant analysis, logistic regression and artificial neural networks. *Estudios Gerenciales*, 35(153), 347–360. <https://doi.org/10.18046/j.estger.2019.153.3151>

- Reis, E. (2001). *Estatística Multivariada Aplicada* (2ª ed.). Edições Silabo.
- Robinson, T. R., Greuning, H. van, Henry, E., & Broihahn, M. A. (2009). *International Financial Statement Analysis*. John Wiley & Sons, Inc.
- Rosa, R. F. C. da. (2017). *Risco de falência de PME: evidência no setor da construção em Portugal* [Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro]. Repositório Institucional da Universidade de Aveiro. <http://hdl.handle.net/10773/23050>
- Rumsey, D. (2010). *Statistics Essentials For Dummies*. Wiley Publishing, Inc.
- Santos, S. M. (2016, February 26). *Crise. Construção civil está a dias de cair no abismo*. Jornal I. https://ionline.sapo.pt/artigo/497496/crise-construcao-civil-esta-a-dias-de-cair-no-abismo?secao=Dinheiro_i
- Saunders, M. N. K., Lewis, P., & Thornhill, A. (2016). *Research Methods for Business Students* (7th ed.). Pearson Education Limited.
- Sayari, N., & Mugan, C. S. (2017). Industry specific financial distress modeling. *BRQ Business Research Quarterly*, 20(1), 45–62. <https://doi.org/10.1016/j.brq.2016.03.003>
- Scalzer, R. S., Rodrigue, A., Macedo, M. Á. da S., & Wanke, P. (2018). Insolvency of Brazilian electricity distributors: A DEA bootstrap approach. *Technological and Economic Development of Economy*, 24(2), 718–738. <https://doi.org/10.3846/20294913.2017.1318312>
- Sekaran, U., & Bougie, R. (2016). *Research methods for business : a skill-building approach* (7th ed.). John Wiley & Sons.
- Shi, Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2), 114–127. <https://doi.org/10.3926/ic.1354>
- Shu, Y., Broadstock, D. C., & Xu, B. (2013). The heterogeneous impact of macroeconomic information on firms' earnings forecasts. *British Accounting Review*, 45(4), 311–325. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2013.06.011>
- Silva, A. F. R. (2014). *Bankruptcy forecasting models civil construction* [Dissertação de Mestrado, Instituto Universitário de Lisboa]. Repositório do Iscte – Instituto Universitário de Lisboa. <http://hdl.handle.net/10071/10978>
- Taffler, R. J. (1984). Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking and Finance*, 8(2), 199–227. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(84\)90004-9](https://doi.org/10.1016/0378-4266(84)90004-9)
- Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394–419. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2013.02.013>
- Tracy, J. A. (2008). *Accounting For Dummies* (4th ed.). For Dummies.
- Tserng, H. P., Chen, P. C., Huang, W. H., Lei, M. C., & Tran, Q. H. (2014). Prediction of default probability for construction firms using the logit model. *Journal of Civil Engineering and Management*, 20(2), 247–255. <https://doi.org/10.3846/13923730.2013.801886>

- Valdes, M. M. L., Aleaga, A. M. L., & Vidal, G. G. (2014). Redes neuronales artificiales en la predicción de insolvencia. Un cambio de paradigma ante recetas tradicionales de prácticas empresariales. *Enfoque UTE*, 5(2), 38–58. <https://doi.org/10.29019/enfoqueute.v5n2.39>
- Vieira, E. S., Pinho, C., & Correia, C. (2013). Insolvency prediction in the Portuguese construction industry. *Marmara Journal of European Studies*, 21(2), 143–164. https://www.researchgate.net/publication/263037318_Insolvency_prediction_in_the_Portuguese_construction_industry
- Vo, D. H., Pham, B. N. V., Ho, C. M., & McAleer, M. (2019). Corporate Financial Distress of Industry Level Listings in Vietnam. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(4), 1–17. <https://doi.org/10.3390/jrfm12040155>
- Walliman, N. (2010). *Research Methods: The Basics*. Routledge.
- Walliman, N., & Baiche, B. (2001). *Your research project: a step-by-step guide for the first-time researcher*. Sage Publications.
- Waqas, H., & Md-Rus, R. (2018). Predicting financial distress: Applicability of O-score and logit model for Pakistani firms. *Business and Economic Horizons*, 14(2), 389–401. <https://doi.org/10.15208/beh.2018.28>
- Yan, D., Chi, G., & Lai, K. K. (2020). Financial Distress Prediction and Feature Selection in Multiple Periods by Lassoing Unconstrained Distributed Lag Non-linear Models. *Mathematics*, 8(8), 1–29. <https://doi.org/10.3390/math8081275>
- Yazdanfar, D., & Öhman, P. (2020). Financial distress determinants among SMEs: empirical evidence from Sweden. *Journal of Economic Studies*, 47(3), 547–560. <https://doi.org/10.1108/jes-01-2019-0030>
- Young, G. (1995). Company liquidations, interest rates and debt. *The Manchester School of Economic & Social Studies*, 63(0), 57–69. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9957.1995.tb01448.x>
- Zavgren, C. V. (1985). Assessing the Vulnerability to failure of American Industrial Firms: a Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19–45. <https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x>
- Žiković, I. T. (2016). Modelling the impact of macroeconomic variables on aggregate corporate insolvency: Case of Croatia. *Economic Research-Ekonomska Istrazivanja*, 29(1), 515–528. <https://doi.org/10.1080/1331677X.2016.1175727>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59–82. <https://doi.org/10.2307/2490859>

APÊNDICE A – ANÁLISE EXPLORATÓRIA

Tabela A1 – Distribuição das empresas ativas e falidas por distrito/região.
Fonte: Elaboração própria.

Distrito/Região	Ativas	Percentagem (%)	Falidas	Percentagem (%)
Açores	12	0,770%	5	1,825%
Aveiro	99	6,354%	15	5,474%
Beja	8	0,513%	2	0,730%
Braga	199	12,773%	17	6,204%
Bragança	10	0,642%	0	0,000%
Castelo Branco	22	1,412%	5	1,825%
Coimbra	64	4,108%	6	2,190%
Évora	10	0,642%	2	0,730%
Faro	85	5,456%	13	4,745%
Guarda	17	1,091%	2	0,730%
Leiria	133	8,537%	19	6,934%
Lisboa	258	16,560%	78	28,467%
Madeira	26	1,669%	7	2,555%
Portalegre	12	0,770%	0	0,000%
Porto	293	18,806%	36	13,139%
Santarém	66	4,236%	18	6,569%
Setúbal	88	5,648%	27	9,854%
Viana do Castelo	46	2,953%	7	2,555%
Vila Real	32	2,054%	4	1,460%
Viseu	78	5,006%	11	4,015%
Total	1558	100%	274	100%

Tabela A2 – Distribuição das empresas ativas e falidas por distrito/região detalhado.
 Fonte: Elaboração própria.

Distrito/Região	Ativas	Falidas	Total	Percentagem ativas (%)	Percentagem falidas (%)
Açores	12	5	17	0,706%	0,294%
Aveiro	99	15	114	0,868%	0,132%
Beja	8	2	10	0,800%	0,200%
Braga	199	17	216	0,921%	0,079%
Bragança	10	0	10	100%	0%
Castelo Branco	22	5	27	0,815%	0,185%
Coimbra	64	6	70	0,914%	0,086%
Évora	10	2	12	0,833%	0,167%
Faro	85	13	98	0,867%	0,133%
Guarda	17	2	19	0,895%	0,105%
Leiria	133	19	152	0,875%	0,125%
Lisboa	258	78	336	0,768%	0,232%
Madeira	26	7	33	0,788%	0,212%
Portalegre	12	0	12	100%	0%
Porto	293	36	329	0,891%	0,109%
Santarém	66	18	84	0,786%	0,214%
Setúbal	88	27	115	0,765%	0,235%
Viana do Castelo	46	7	53	0,868%	0,132%
Vila Real	32	4	36	0,889%	0,111%
Viseu	78	11	89	0,876%	0,124%

Tabela A3 – Estatísticas sumárias dos indicadores macroeconómicos.
Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Mínimo	Mediana	Média	Desvio-padrão	Máximo
TJ	2,280	4,820	4,602	1,492	6,680
PIB	-4,060	1,685	0,704	2,315	3,510
TI	-0,800	1,200	1,364	1,374	3,700
TD	6,500	10,100	10,540	3,199	16,200
TNE	7,700	11,250	10,729	1,798	13,300
TJCH	1,220	2,960	3,010	1,272	5,440

Tabela A4 – Resultados do teste *t* de *Student* para dois anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	<i>t</i> de <i>Student</i>	Graus de liberdade	<i>p-value</i>
LIQG	6,516	1027,10	1,126e-10
LIQR	12,175	1783,20	< 2,2e-16
FMAT	-8,834	1830	< 2,2e-16
FMV	-1,287	276,37	0,199
FCAT	11,038	510,52	< 2,2e-16
ROE	3,412	520,14	0,001
EBITAT	6,387	490,35	3,933e-10
RLV	1,495	323,72	0,136
ROA	9,665	522,78	< 2,2e-16
EBITDAV	-0,891	357,24	0,374
VAT	11,535	463,27	< 2,2e-16
ACV	-1,212	279,16	0,226
PTAT	-21,757	630,26	< 2,2e-16
PTCP	-5,565	1830	3,002e-08
EBITDAJS	1,563	1557	0,118
SOLV	21,757	630,26	< 2,2e-16
PCAT	-9,504	1830	< 2,2e-16
AFAT	5,346	454,13	1,429e-07
DIM	-19,763	1830	< 2,2e-16
NUMC	-3,274	681,35	0,001
TJ	-58,830	273	< 2,2e-16
PIB	17,624	273	< 2,2e-16
TI	-14,929	273	< 2,2e-16
TD	-24,826	273	< 2,2e-16
TNE	18,386	273	< 2,2e-16
TJCH	-34,877	273	< 2,2e-16

Tabela A5 – Resultados do teste *t* de *Student* para três anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	<i>t</i> de <i>Student</i>	Graus de liberdade	<i>p-value</i>
LIQG	4,587	524,61	5,638e-06
LIQR	9,669	1080,70	< 2,2e-16
FMAT	-9,542	1830	< 2,2e-16
FMV	-1,445	420,03	0,149
FCAT	9,046	470,61	< 2,2e-16
ROE	1,485	617,85	0,138
EBITAT	2,122	337,96	0,035
RLV	1,678	1829,60	0,093
ROA	7,508	477,37	2,966e-13
EBITDAV	-0,085	1803,90	0,932
VAT	8,930	414,27	< 2,2e-16
ACV	-0,978	537,79	0,328
PTAT	-18,352	510,05	< 2,2e-16
PTCP	-3,327	290,64	0,001
EBITDAJS	0,299	799,89	0,765
SOLV	18,365	517,11	< 2,2e-16
PCAT	-10,315	356,01	< 2,2e-16
AFAT	5,960	471,25	4,956e-09
DIM	-17,190	351,77	< 2,2e-16
NUMC	-3,242	749,12	0,001
TJ	-68,383	273	< 2,2e-16
PIB	15,457	273	< 2,2e-16
TI	-16,790	273	< 2,2e-16
TD	-20,428	273	< 2,2e-16
TNE	16,778	273	< 2,2e-16
TJCH	-40,108	273	< 2,2e-16

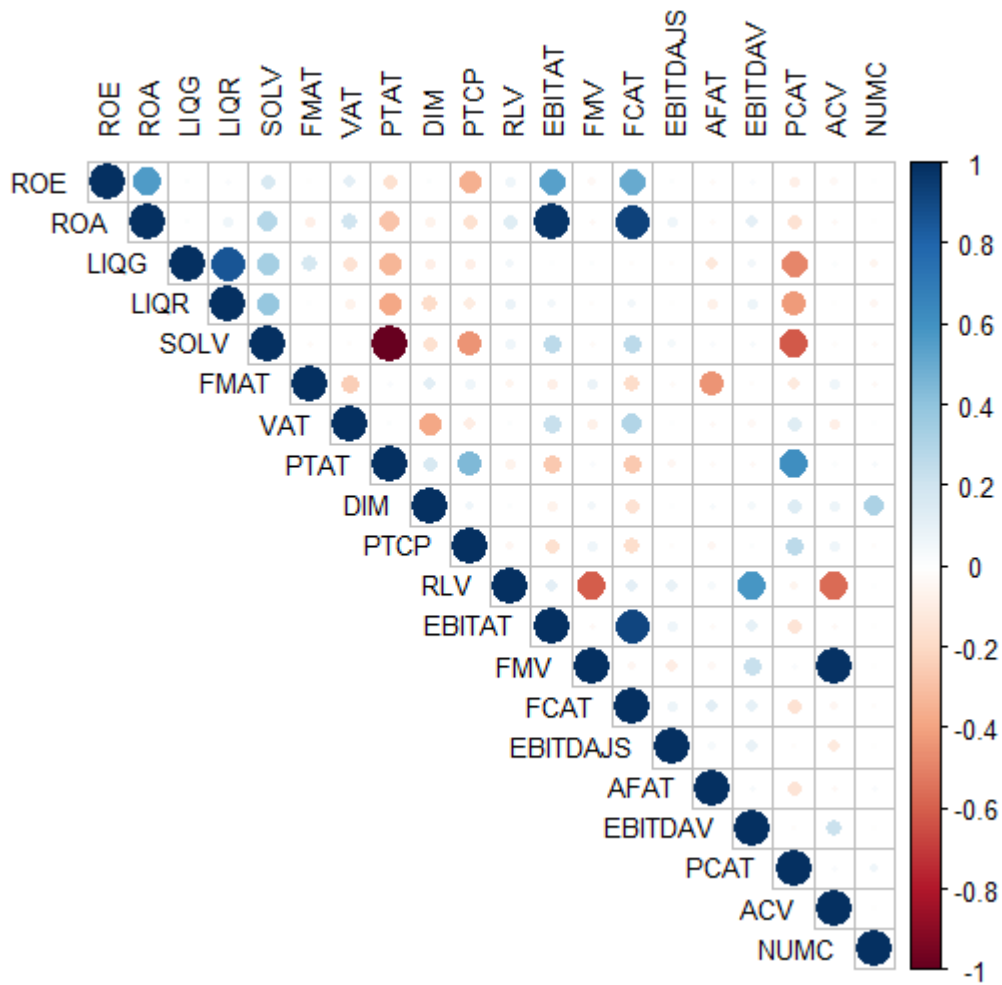


Figura A1 – Coeficientes de correlação entre os indicadores microeconómicos dois anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

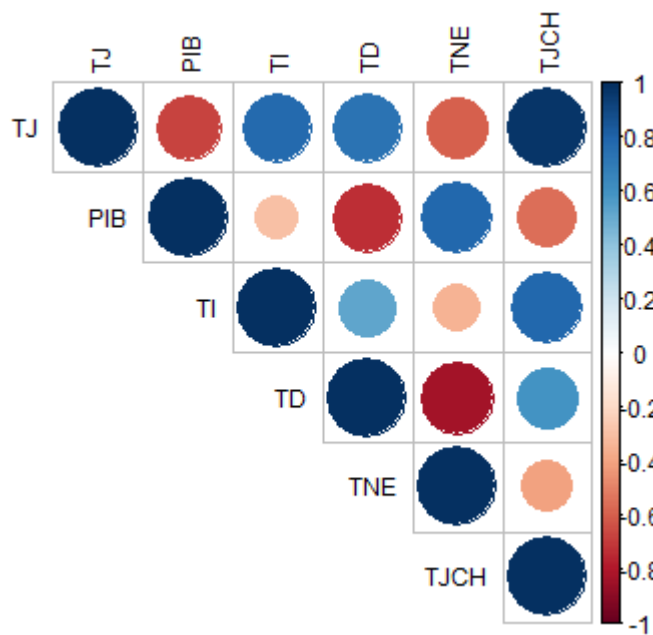


Figura A2 – Coeficientes de correlação entre os indicadores macroeconómicos dois anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

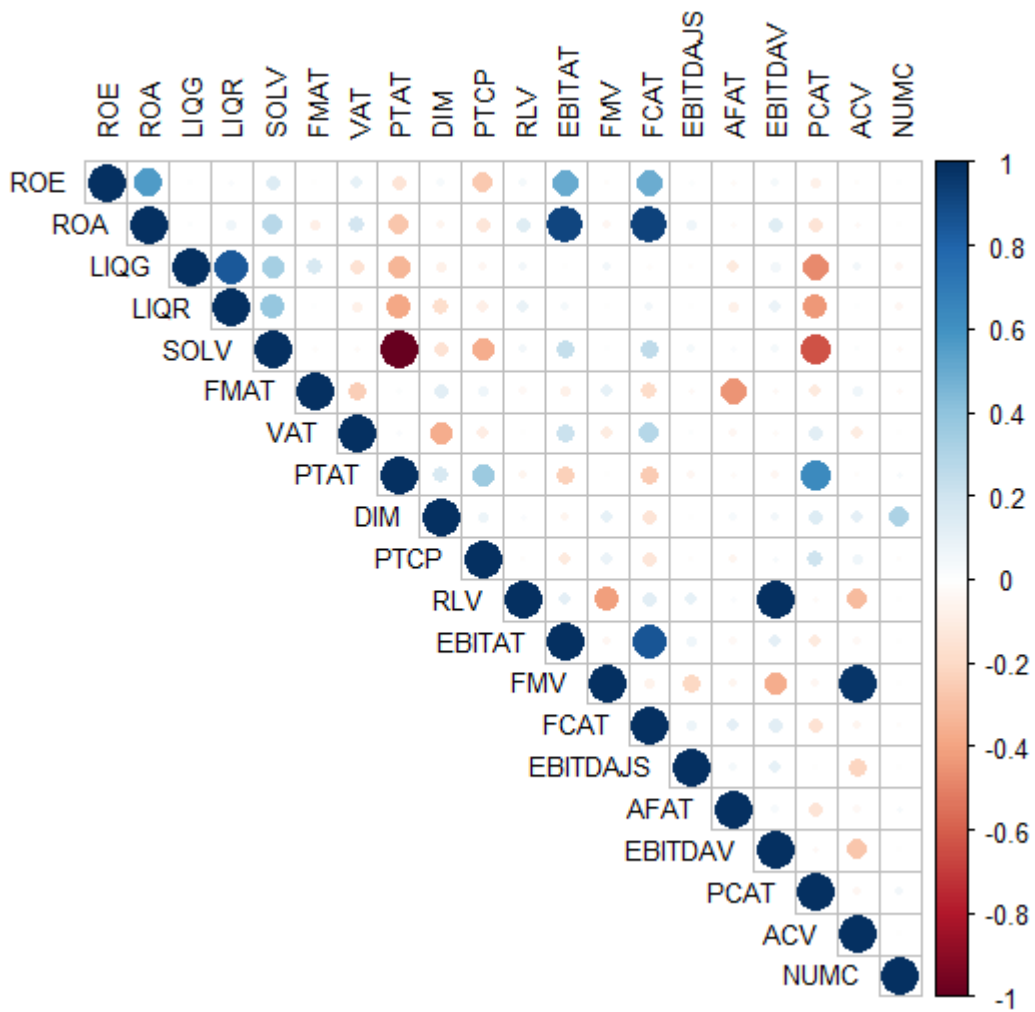


Figura A3 – Coeficientes de correlação entre os indicadores microeconômicos três anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

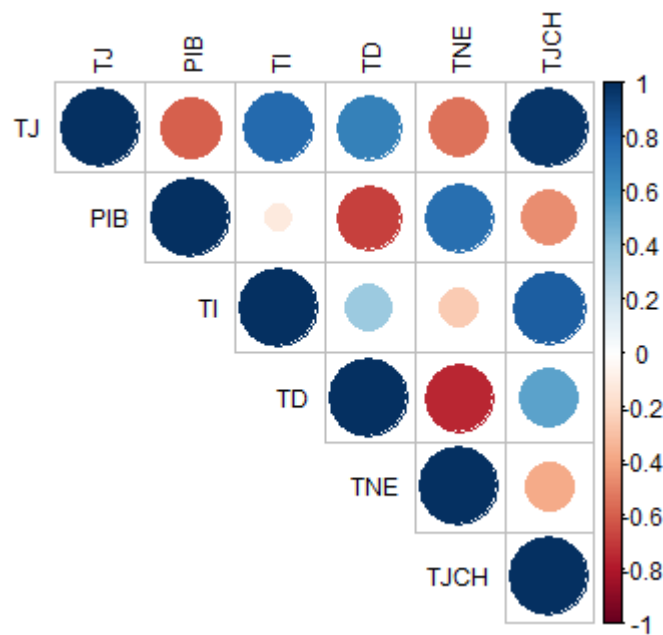


Figura A4 – Coeficientes de correlação entre os indicadores macroeconômicos três anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE B – ANÁLISE DE COMPONENTES PRINCIPAIS

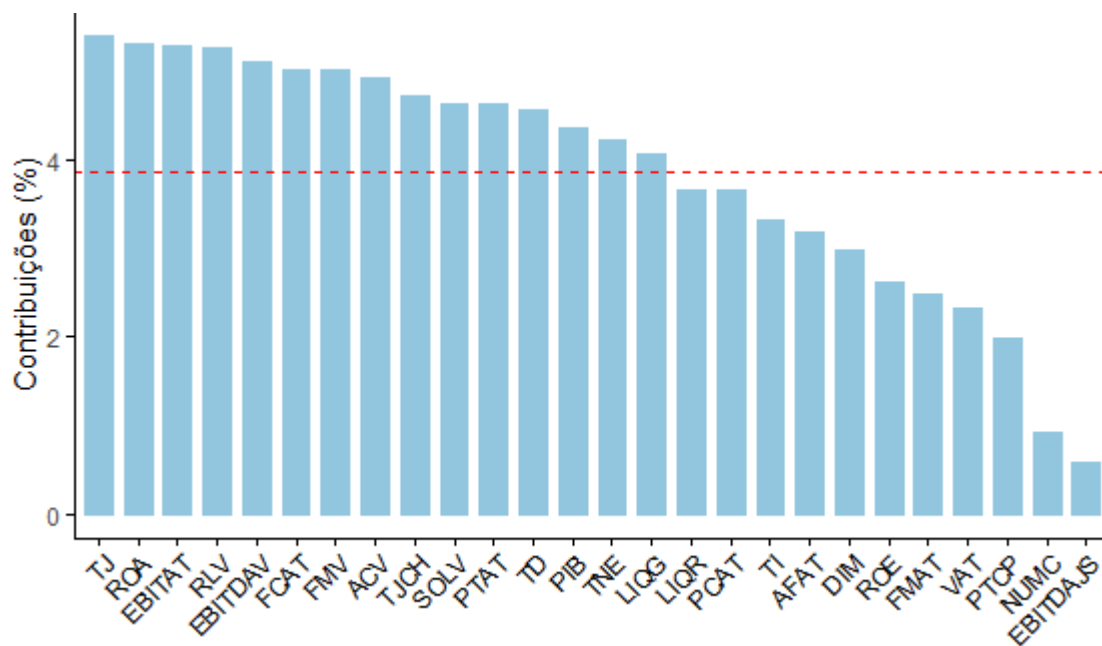


Figura B1 – Variáveis que mais contribuem para as primeiras seis componentes principais.

Fonte: Elaboração própria.

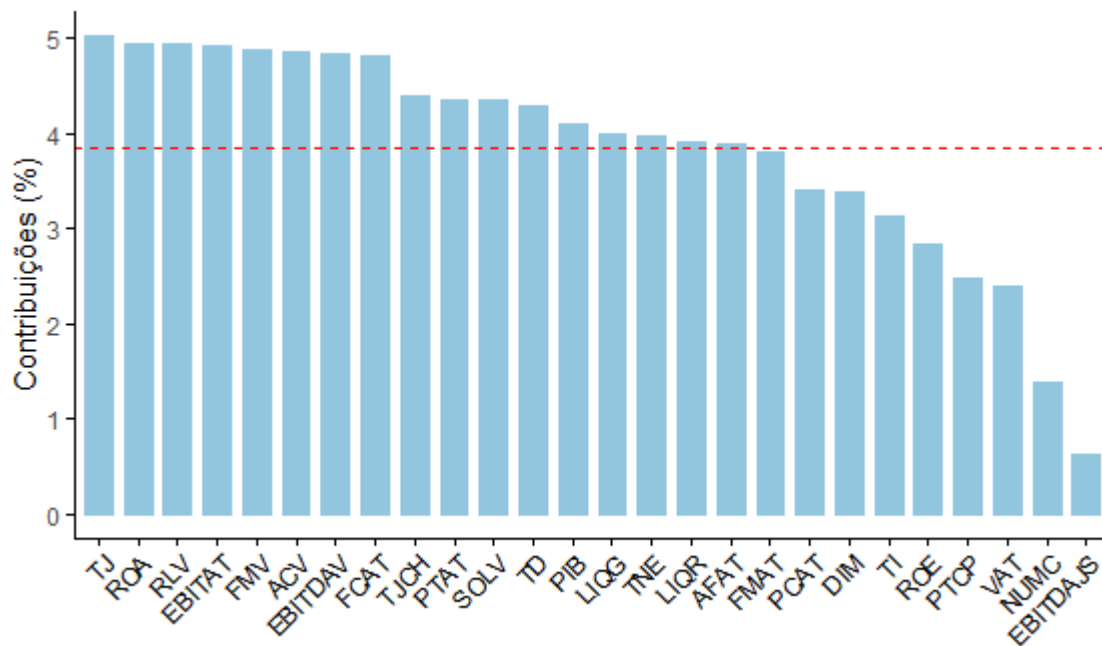


Figura B2 – Variáveis que mais contribuem para as primeiras sete componentes principais.

Fonte: Elaboração própria.

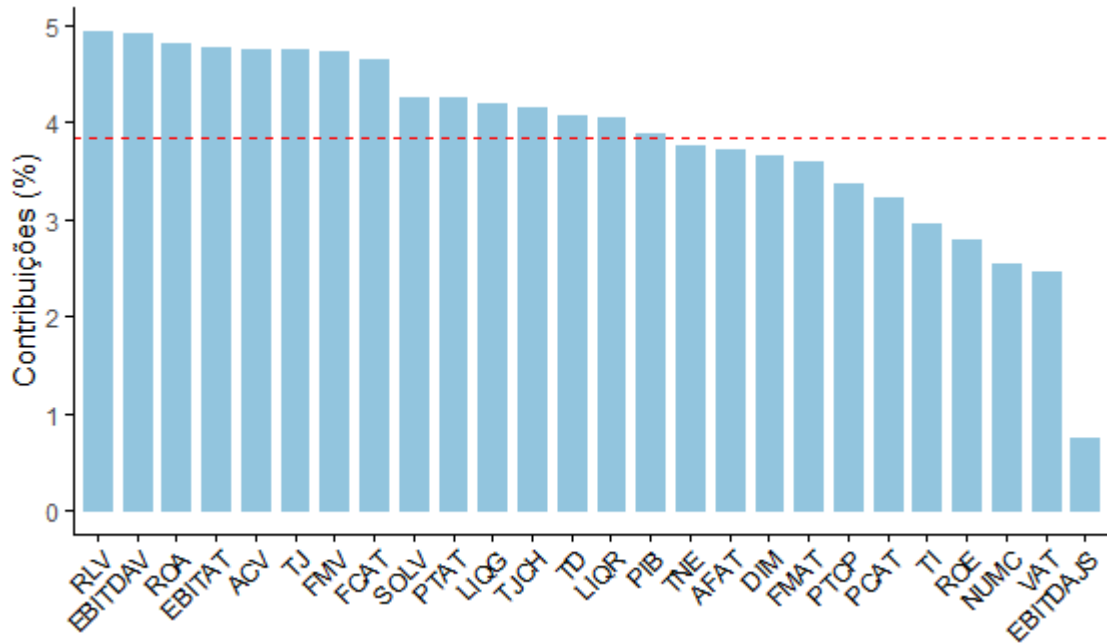


Figura B3 – Variáveis que mais contribuem para as primeiras oito componentes principais.
 Fonte: Elaboração própria.

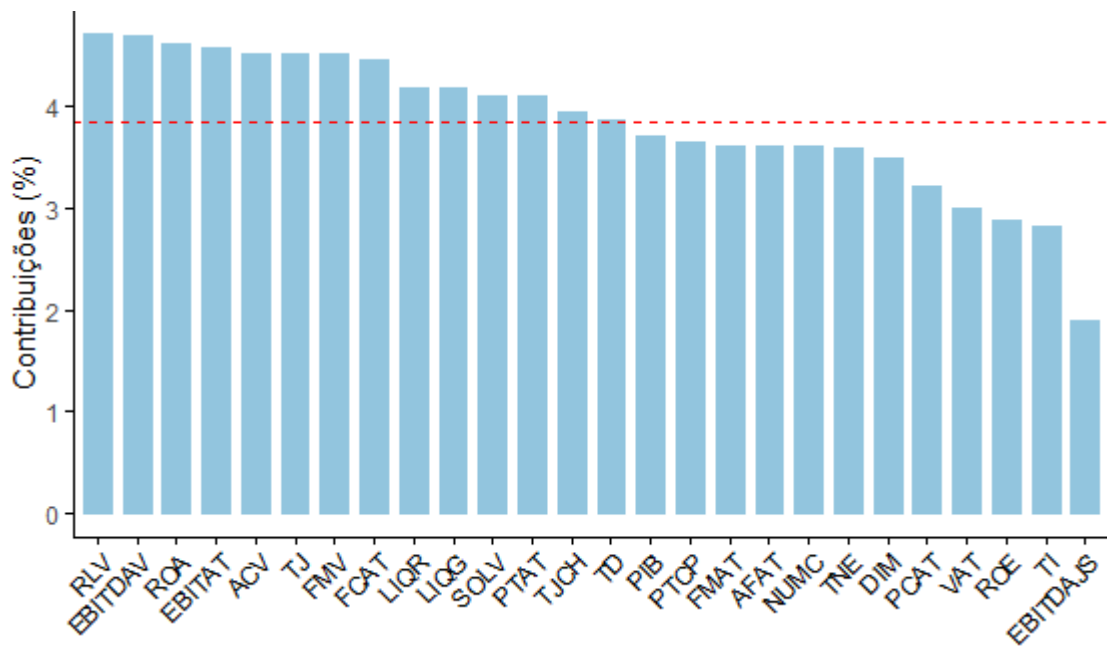


Figura B4 – Variáveis que mais contribuem para as primeiras nove componentes principais.
 Fonte: Elaboração própria.

APÊNDICE C – ESTIMAÇÃO DOS MODELOS DE PREVISÃO

Tabela C1 – Resultados do modelo de regressão logística no ano anterior à falência considerando as primeiras seis componentes principais.

Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	6,151e+01	3,513e+01	1,751	0,0799		
FCAT	-4,495e+00	2,633e+00	-1,707	0,0878		
RLV	-4,660e-01	4,063e-01	-1,147	0,2515		
ACV	-1,679e-02	2,049e-02	-0,819	0,4127		
SOLV	-2,932e+00	1,506e+00	-1,946	0,0516	155,20	0,871
LIQG	-4,407e-03	6,379e-02	-0,069	0,9449		
PIB	-8,060e+02	1,887e+02	-4,271	1,95e-05		
TNE	-3,890e+02	3,108e+02	-1,251	0,2108		

Tabela C2 – Resultados do modelo de regressão logística no ano anterior à falência considerando as primeiras sete componentes principais.

Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	6,043e+01	3,600e+01	1,679	0,0932		
FCAT	-4,855e+00	2,604e+00	-1,864	0,0623		
RLV	-3,327e-01	3,504e-01	-0,949	0,3424		
FMV	-1,802e-02	2,399e-02	-0,751	0,4526		
SOLV	-2,831e+00	1,496e+00	-1,892	0,0585	156,66	0,872
LIQG	1,816e-03	5,911e-02	0,031	0,9755		
AFAT	1,077e+00	1,223e+00	0,881	0,3784		
PIB	-8,063e+02	1,928e+02	-4,182	2,89e-05		
TNE	-3,823e+02	3,185e+02	-1,200	0,2301		

²² * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

²³ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

Tabela C3 – Resultados do modelo de regressão logística no ano anterior à falência considerando as primeiras oito componentes principais.

Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	2,282e+01	2,731e+00	8,355	<2e-16		
FCAT	-4,310e+00	2,596e+00	-1,660	0,0969		
RLV	-4,913e-01	3,976e-01	-1,236	0,2166		
ACV	-1,761e-02	1,964e-02	-0,897	0,3699	168,72	0,859
PTAT	3,001e+00	1,412e+00	2,125	0,0335		
LIQG	4,440e-03	5,343e-02	0,083	0,9338		
PIB	-1,298e+03	1,205e+02	-10,770	<2e-16		

Tabela C4 – Resultados do modelo de regressão logística no ano anterior à falência considerando as primeiras nove componentes principais.

Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	0,396025	0,178316	2,221	0,026356		
FCAT	-7,581383	1,102857	-6,874	6,23e-12		
EBITDAV	0,136185	0,040290	3,380	0,000725		
FMV	0,010261	0,004124	2,488	0,012843	842,58	0,235
SOLV	-5,150049	0,610735	-8,433	< 2e-16		
LIQG	0,030557	0,025750	1,187	0,235350		
LIQR	-0,207135	0,074550	-2,778	0,005462		

²⁴ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

²⁵ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

APÊNDICE D – PROCESSO PARA A CONSTRUÇÃO DOS MODELOS COM INDICADORES MICROECONÓMICOS

Tabela D1 – Resultados obtidos pelo teste de esfericidade de Bartlett.
Fonte: Elaboração própria.

	Estatística de teste	72925,6
Teste de esfericidade de Bartlett	Graus de liberdade	190
	<i>p-value</i>	0

Tabela D2 – Variância explicada pelas vinte componentes principais.
 Fonte: Elaboração própria.

Componente principal	Valor próprio	Proporção de variância	Proporção de variância acumulada
1	4,317	21,587	21,587
2	2,822	14,112	35,699
3	2,469	12,343	48,042
4	1,669	8,347	56,390
5	1,464	7,322	63,712
6	1,312	6,560	70,272
7	1,150	5,749	76,021
8	1,021	5,103	81,124
9	0,914	4,571	85,695
10	0,889	4,445	90,141
11	0,607	3,035	93,175
12	0,453	2,266	95,441
13	0,351	1,756	97,198
14	0,314	1,572	98,769
15	0,118	0,592	99,361
16	0,072	0,362	99,723
17	0,036	0,179	99,902
18	0,016	0,080	99,982
19	0,004	0,018	100,000
20	0,000	0,000	100,000

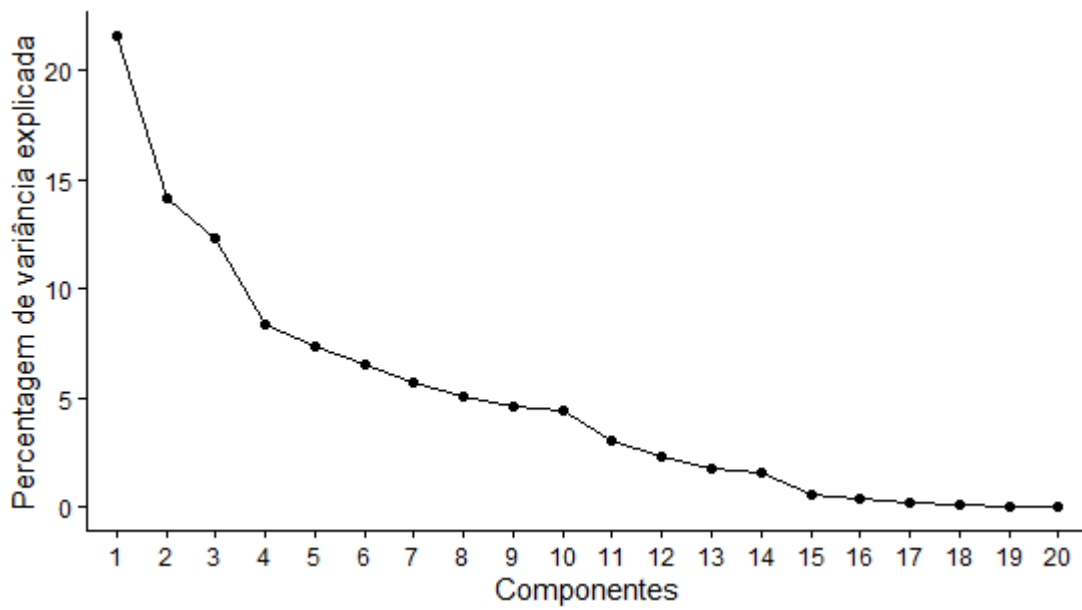


Figura D1 – Screeplot da ACP efetuada.
Fonte: Elaboração própria.

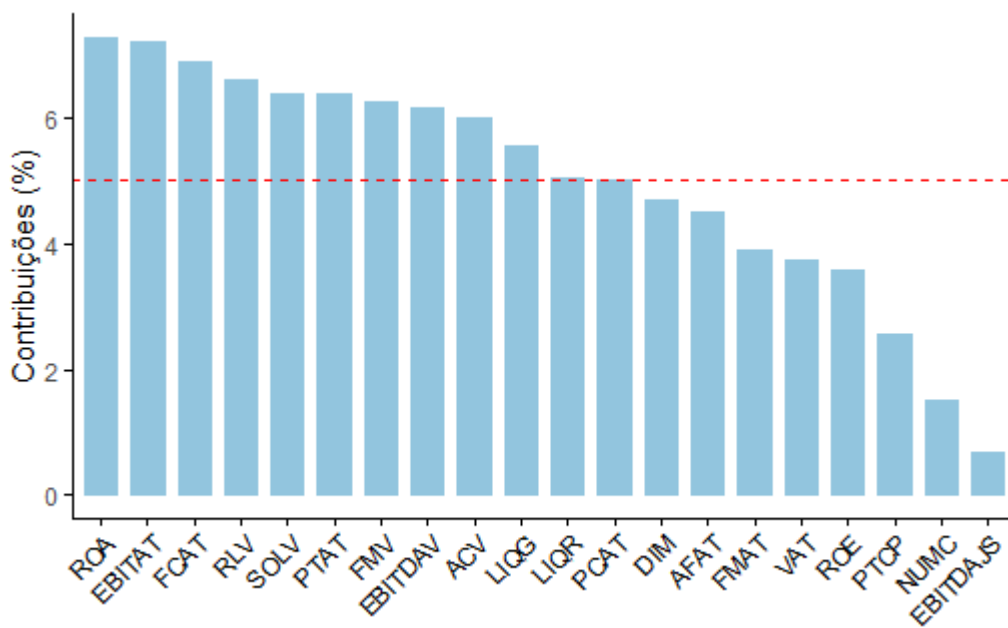


Figura D2 – Resultados da função *fviz_contrib* para as primeiras cinco componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

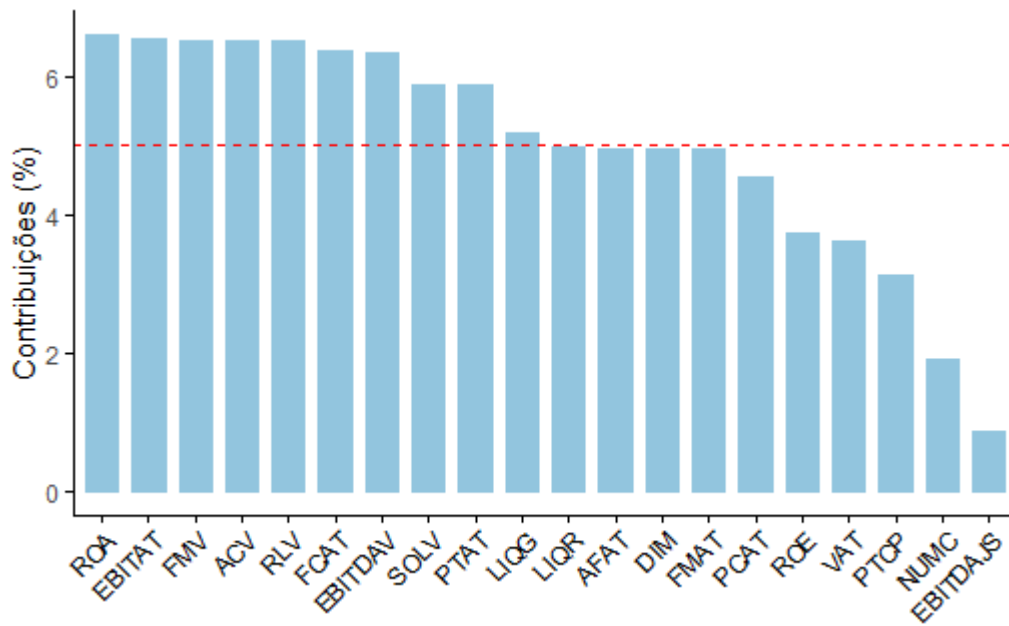


Figura D3 – Resultados da função *fviz_contrib* para as primeiras seis componentes principais.
 Fonte: Elaboração própria.

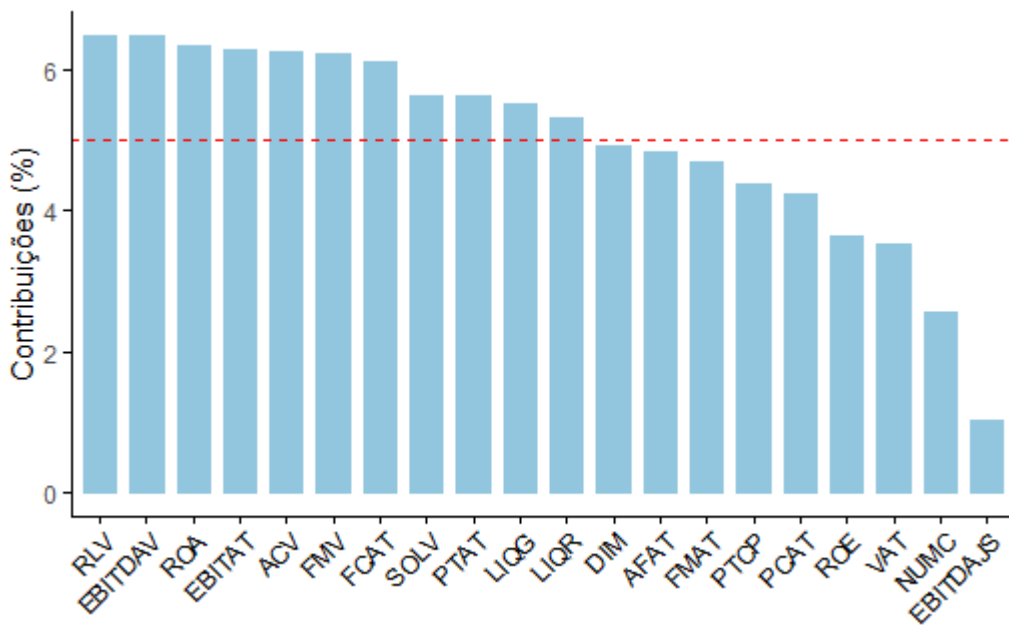


Figura D4 – Resultados da função *fviz_contrib* para as primeiras sete componentes principais.
 Fonte: Elaboração própria.

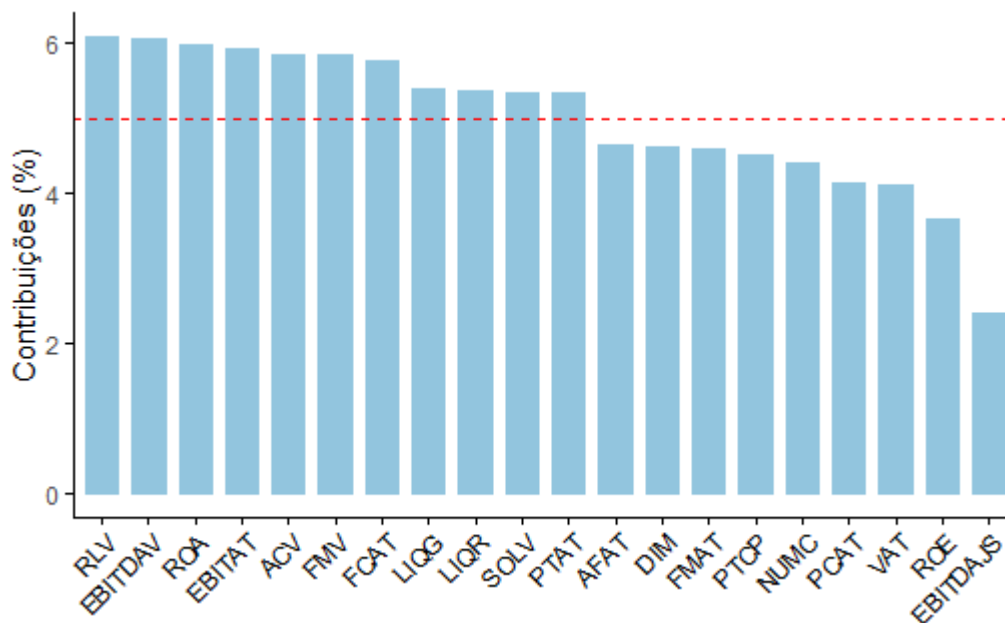


Figura D5 – Resultados da função *fviz_contrib* para as primeiras oito componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

Tabela D3 – Resultados do modelo com indicadores microeconômicos no ano anterior à falência considerando as primeiras cinco componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R^2 McFadden
(Constante)	0,754700	0,397902	1,897	0,05787		
EBITDAV	0,144317	0,042672	3,382	0,00072		
FMV	0,010387	0,004314	2,408	0,01605		
FCAT	-7,623572	1,105117	-6,898	5,26e-12		
SOLV	-5,338261	0,640368	-8,336	< 2e-16	843,54	0,236
LIQG	0,020143	0,030424	0,662	0,50793		
LIQR	-0,231390	0,080616	-2,870	0,00410		
PCAT	-0,499390	0,492546	-1,014	0,31063		

²⁶ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

Tabela D4 – Resultados do modelo com indicadores microeconômicos no ano anterior à falência considerando as primeiras seis componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	0,337316	0,175811	1,919	0,05503		
EBITDAV	0,096652	0,032823	2,945	0,00323		
FCAT	-7,887700	1,081015	-7,297	2,95e-13		
FMV	0,009408	0,003662	2,569	0,01020	849,11	0,227
LIQG	-0,026467	0,028892	-0,916	0,35963		
SOLV	-5,575220	0,586252	-9,510	< 2e-16		

Tabela D5 – Resultados do modelo com indicadores microeconômicos no ano anterior à falência considerando as primeiras sete componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	0,396025	0,178316	2,221	0,026356		
EBITDAV	0,136185	0,040290	3,380	0,000725		
FCAT	-7,581383	1,102857	-6,874	6,23e-12		
FMV	0,010261	0,004124	2,488	0,012843	842,58	0,235
LIQG	0,030557	0,025750	1,187	0,235350		
LIQR	-0,207135	0,074550	-2,778	0,005462		
SOLV	-5,150049	0,610735	-8,433	< 2e-16		

²⁷ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

²⁸ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

Tabela D6 – Resultados do modelo com indicadores microeconômicos no ano anterior à falência considerando as primeiras oito componentes principais.
Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	<i>R</i> ² McFadden
(Constante)	0,396025	0,178316	2,221	0,026356	** ²⁹	
EBITDAV	0,136185	0,040290	3,380	0,000725	***	
FCAT	-7,581383	1,102857	-6,874	6,23e-12	***	
FMV	0,010261	0,004124	2,488	0,012843	**	842,58
LIQG	0,030557	0,025750	1,187	0,235350		0,235
LIQR	-0,207135	0,074550	-2,778	0,005462	***	
SOLV	-5,150049	0,610735	-8,433	< 2e-16	***	

Tabela D7 – Resultados dos modelos com indicadores microeconômicos no ano anterior à falência.
Fonte: Elaboração própria.

Modelo	Variáveis	Coeficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	<i>R</i> ² McFadden
Modelo 1.1	(Constante)	0,754700	0,397902	1,897	0,05787	* ³⁰	
	EBITDAV	0,144317	0,042672	3,382	0,00072	***	
	FMV	0,010387	0,004314	2,408	0,01605	**	
	FCAT	-7,623572	1,105117	-6,898	5,26e-12	***	
	SOLV	-5,338261	0,640368	-8,336	< 2e-16	***	843,54
	LIQG	0,020143	0,030424	0,662	0,50793		0,236
	LIQR	-0,231390	0,080616	-2,870	0,00410	***	
	PCAT	-0,499390	0,492546	-1,014	0,31063		
Modelo 1.2	(Constante)	0,417546	0,178091	2,345	0,019049	**	
	EBITDAV	0,135866	0,039554	3,435	0,000593	***	
	FMV	0,010702	0,003982	2,688	0,007193	***	
	FCAT	-7,713733	1,090937	-7,071	1,54e-12	***	841,69
	SOLV	-5,135859	0,613960	-8,365	< 2e-16	***	0,234
	LIQR	-0,171806	0,068965	-2,491	0,012731	**	

²⁹ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

³⁰ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

Tabela D8 – Resultados do modelo com indicadores microeconômicos dois anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	0,36807	0,17921	2,054	0,039986		
EBITDAV	0,15450	0,04292	3,599	0,000319		
FMV	0,01086	0,00442	2,457	0,014026		
FCAT	-4,90559	1,03619	-4,734	2,20e-06	888,24	0,191
SOLV	-4,42911	0,59817	-7,404	1,32e-13		
LIQR	-0,29470	0,08308	-3,547	0,000389		

Tabela D9 – Resultados do modelo com indicadores microeconômicos três anos antes da falência.
 Fonte: Elaboração própria.

Variáveis	Coefficiente	Erro-padrão	<i>z</i>	<i>p-value</i>	AIC	R² McFadden
(Constante)	0,234164	0,174391	1,343	0,17935		
EBITDAV	0,131921	0,043415	3,039	0,00238		
FMV	0,008339	0,005190	1,607	0,10810		
FCAT	-4,512916	1,026962	-4,394	1,11e-05	910,68	0,170
SOLV	-4,194595	0,580875	-7,221	5,15e-13		
LIQR	-0,242743	0,077120	-3,148	0,00165		

³¹ * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

³² * significativa a 10%; ** significativa a 5%; *** significativa a 1%.

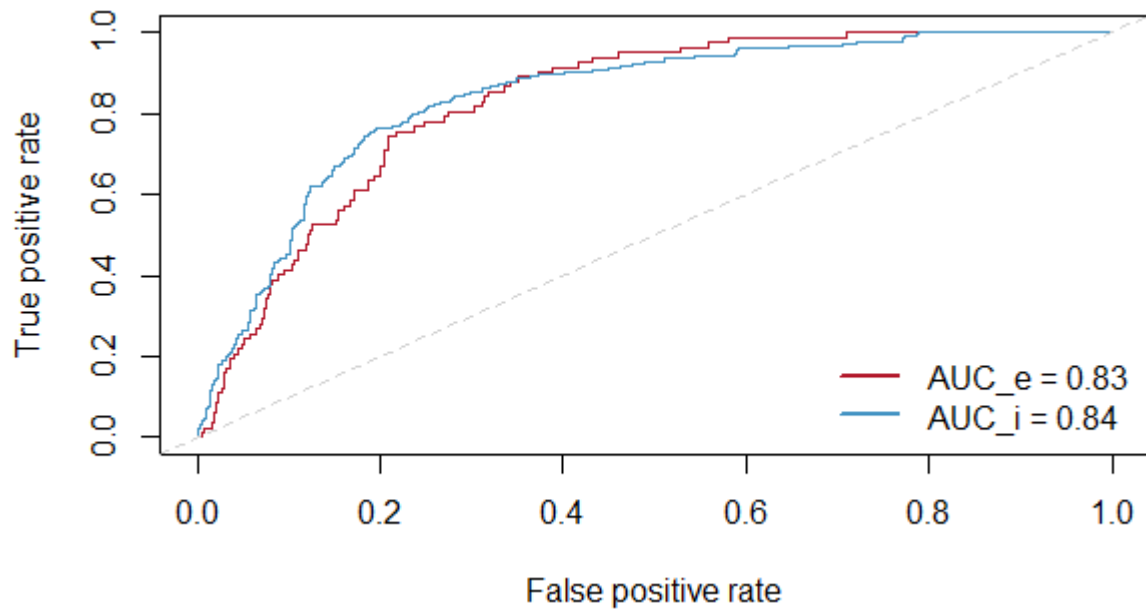


Figura D6 – Curvas ROC do Modelo 1 com indicadores microeconômicos obtidas na validação externa e na validação interna.
 Fonte: Elaboração própria.

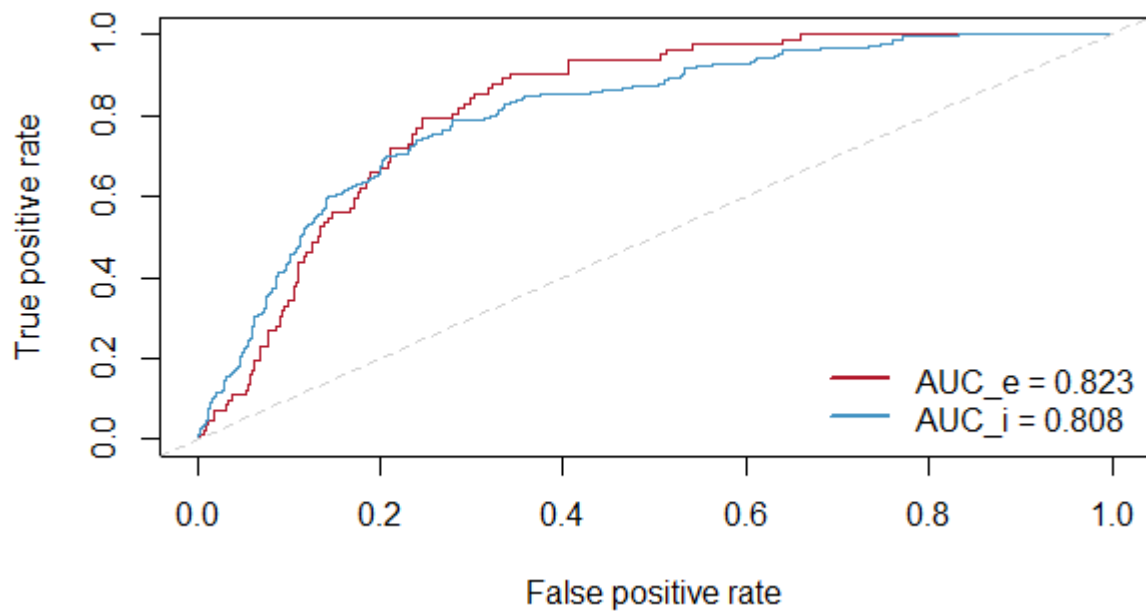


Figura D7 – Curvas ROC do Modelo 2 com indicadores microeconômicos obtidas na validação externa e na validação interna.
 Fonte: Elaboração própria.

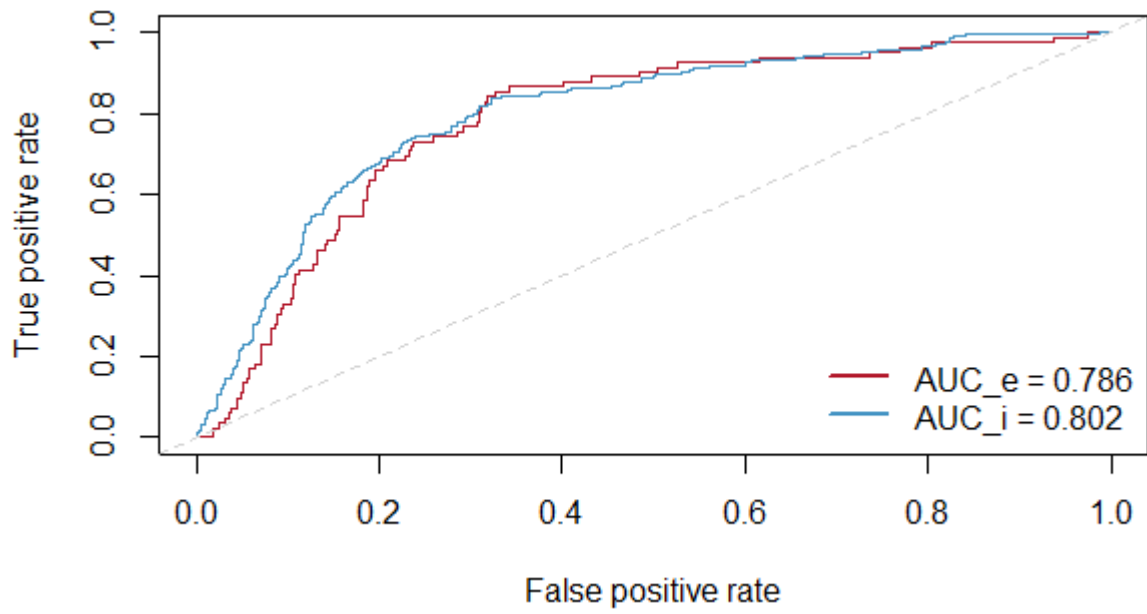


Figura D8 – Curvas ROC do Modelo 3 com indicadores microeconômicos obtidas na validação externa e na validação interna.
Fonte: Elaboração própria.