



**Escola Superior
de Tecnologia
e Gestão**

Politécnico de Coimbra

A Importância dos Rácios Financeiros nos Modelos Preditivos de Insolvências

Departamento de Ciências Empresariais

Mestrado em Gestão de Negócios



Escola Superior de Tecnologia e Gestão

Politécnico de Coimbra

Carolina Alexandra Abrantes Dias

A Importância dos Rácios Financeiros nos Modelos Preditivos de Insolvências

Dissertação em Gestão de Negócios apresentada ao Departamento de Ciências Empresariais da Escola Superior de Tecnologia e Gestão de Oliveira do Hospital para obtenção do grau de Mestre

Trabalho realizado sob a orientação da Professora Doutora Vera Lúcia Mendes da Cunha

Outubro de 2025

Declaração de integridade e de honestidade intelectual

Eu, Carolina Alexandra Abrantes Dias, estudante n.º 2019148606 do Mestrado em Gestão de Negócios, declaro que o de projeto intitulado “A Importância dos Rácios Financeiros nos Modelos Preditivos de Insolvências” é original e que, ao longo da sua elaboração, não pratiquei plágio ou qualquer forma de falsificação de resultados. O trabalho de projeto resulta do meu próprio trabalho e contém contributos originais, sendo reconhecidas todas as fontes utilizadas por se encontrarem devidamente citadas no corpo do texto e identificadas na secção de referências bibliográficas. Assumo ter plena consciência de que a prática de plágio - utilização como sendo criação ou prestação sua de obras, ideias, afirmações, dados, imagens ou ilustrações de outra autoria, no todo em parte, sem o adequado reconhecimento explícito - constitui, no âmbito académico, grave falta ética e desonestidade intelectual, tendo como consequência a anulação do trabalho apresentado, para além de poder constituir crime de violação dos direitos de autor e infração disciplinar.

Mais declaro que tomei conhecimento integral do Código de Ética e Conduta do Instituto Politécnico de Coimbra e demais regulamentos aplicáveis e que a investigação foi planificada em total conformidade com todos os princípios éticos e normas deontológicas, designadamente quanto à confidencialidade, anonimização de dados, obtenção do consentimento livre e esclarecido, e com as recomendações constantes nos documentos nacionais e internacionais relativos à investigação científica.

Oliveira do Hospital, 15 de janeiro de 2025

Nome completo: Carolina Alexandra Abrantes Dias

Assinatura:

Agradecimentos

Quero agradecer, do fundo do coração, a todas as pessoas que estiveram ao meu lado e me ajudaram a não desistir deste caminho.

Ao meu pai e ao meu avô, por todo o amor, apoio e força que sempre me deram. Foram o meu exemplo de persistência e coragem, e sem vocês nada disto faria sentido.

Ao meu namorado, obrigada por estares sempre presente, por acreditares em mim mesmo quando eu duvidava, e por me dares ânimo nos momentos em que pensei em desistir.

Ao meu primo Miguel e à minha tia Cláudia, obrigada por estarem lá para mim, por todo o carinho, pelas palavras de incentivo e por me lembrarem, sempre, de que eu era capaz.

E um agradecimento muito especial ao meu amigo Rafa, por me encorajar desde o início e por me mostrar que eu conseguia superar este desafio.

A todos vocês, obrigada por nunca me deixarem desistir e por acreditarem em mim mesmo quando eu própria não acreditava. Este trabalho é também vosso.

Resumo

A crescente instabilidade económica e o ambiente competitivo global têm reforçado a importância da previsão de insolvências como instrumento de gestão e mitigação de risco empresarial. A capacidade de antecipar situações de desequilíbrio financeiro constitui um fator determinante para a sobrevivência das empresas, permitindo a adoção de medidas corretivas e preventivas. Desde os trabalhos pioneiros de Beaver (1966) e Altman (1968), os rácios financeiros têm assumido um papel central nos modelos preditivos de falência, fornecendo indicadores objetivos sobre a liquidez, solvabilidade, rentabilidade e alavancagem das organizações.

Contudo, diversos estudos, como os de Ohlson (1980), Jones (1987) e Altman e Narayanan (1997), demonstram que a capacidade explicativa dos rácios financeiros, quando analisados de forma isolada, é limitada, sendo necessário considerar as interações entre variáveis e o contexto económico em que as empresas operam.

A presente dissertação tem como objetivo avaliar a importância dos rácios financeiros nos modelos preditivos de insolvência, analisando o impacto das interações entre rácios na capacidade explicativa do modelo. O estudo aplica um modelo de regressão logística binária a uma amostra de empresas portuguesas, testando o contributo dos rácios da liquidez, solvabilidade, rentabilidade e alavancagem, bem como a influência das suas combinações.

Os resultados indicam que, isoladamente, os rácios financeiros não são estatisticamente significativos, mas as interações entre indicadores aumentam a capacidade preditiva do modelo, elevando a taxa global de acerto para 80,7%, ainda que apenas 28,6% das empresas insolventes tenham sido corretamente identificadas. Estes resultados corroboram as conclusões de Altman (1968) e Deakin (1972), segundo as quais a previsão de insolvências depende da análise conjunta de múltiplas dimensões financeiras.

Adicionalmente, a investigação discute a aplicabilidade dos modelos tradicionais ao setor das startups tecnológicas, onde as especificidades estruturais e a escassez de dados históricos limitam a eficácia preditiva. À luz de autores como Blank (2010), Ries (2011)

e Skala (2018), o estudo conclui que este tipo de empresas exige uma adaptação metodológica, incorporando variáveis qualitativas e contextuais.

Conclui-se, assim, que os rácios financeiros mantêm relevância como indicadores de desempenho, mas a sua interpretação deve ser realizada de forma integrada, considerando a interdependência entre dimensões financeiras e as características do setor em análise.

Palavras-chave: rácios financeiros, insolvência, modelos preditivos, regressão logística, startups tecnológicas

Abstract

The increasing economic instability and the global competitive environment have reinforced the importance of insolvency forecasting as a management tool for mitigating business risk. The ability to anticipate situations of financial imbalance is a decisive factor for the survival of companies, enabling the adoption of corrective and preventive measures. Since the pioneering works of Beaver (1966) and Altman (1968), financial ratios have played a central role in predictive failure models, providing objective indicators of liquidity, solvency, profitability, and leverage.

However, several studies, such as those by Ohlson (1980), Jones (1987), and Altman and Narayanan (1997), demonstrate that the explanatory power of financial ratios, when analysed individually, is limited, making it necessary to consider interactions between variables and the economic context in which firms operate.

This dissertation aims to assess the importance of financial ratios in insolvency prediction models by analysing the impact of interactions between ratios on the explanatory capacity of the model. The study applies a binary logistic regression model to a sample of Portuguese companies, testing the contribution of liquidity, solvency, profitability, and leverage ratios, as well as the influence of their combinations.

The results indicate that, individually, financial ratios are not statistically significant, but interactions between indicators increase the predictive capacity of the model, raising the overall accuracy rate to 80.7%, although only 28.6% of insolvent firms were correctly identified. These findings corroborate the conclusions of Altman (1968) and Deakin (1972), which state that insolvency prediction depends on the joint analysis of multiple financial dimensions.

Additionally, the research discusses the applicability of traditional models to the technological startup sector, where structural specificities and the scarcity of historical data limit predictive effectiveness. In line with authors such as Blank (2010), Ries (2011), and Skala (2018), the study concludes that this type of company requires methodological adaptation, incorporating qualitative and contextual variables.

It is therefore concluded that financial ratios remain relevant as performance indicators, but their interpretation must be carried out in an integrated manner, considering the interdependence between financial dimensions and the characteristics of the sector under analysis.

Keywords: financial ratios, insolvency, predictive models, logistic regression, technological startups

Índice

Lista de Abreviaturas	viii
Lista de Tabelas.....	x
Lista de Gráficos	x
1. INTRODUÇÃO	1
2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO	5
2.1 Insolvência.....	5
2.1.1 Causas da Insolvência.....	7
2.1.2 Procedimentos de Insolvência.....	7
2.1.3 Processo Especial de Revitalização (PER).....	8
2.2 Modelos de Previsão de Insolvência.....	9
2.2.1 Análise Discriminante.....	9
2.2.2 Regressão Logística	15
2.2.3 Principais limitações dos modelos de previsão de insolvência	18
2.3 Rácios Financeiros e a sua Relevância na Previsão de Insolvências	19
2.3.1 Estudos Pioneiros na Aplicação de Rácios Financeiros.....	20
2.3.2 Importância dos Rácios Financeiros na Previsão de Insolvências	21
2.3.3 Estudos empíricos sobre interação dos rácios de solvabilidade e liquidez	23
2.3.4 Vantagens e Desvantagens dos Rácios Financeiros	27
2.4 Startups Tecnológicas e Previsão de Insolvências.....	29
2.4.1 Definição e Características das Startups	29
2.4.2 Startups em Portugal.....	32
2.4.3 Estudos empíricos	34
3. METODOLOGIA.....	39
3.1 Caracterização da População e Tratamento dos Dados	39
3.2 Variável Dependente.....	42
3.3 Variável Independente	42
3.4 Hipóteses de Investigação.....	44
3.5 Modelo de Previsão.....	44
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	54
5 LIMITAÇÕES	61
6 CONCLUSÕES.....	63
BIBLIOGRAFIA.....	65

Lista de Abreviaturas

AICEP – Agência para o Investimento e Comércio Externo de Portugal

AUC – *Area Under the Curve*

BCE – Banco Central Europeu

BEX – Modelo BEX

CART / CHAID / C5.0 – Algoritmos de Árvores de Decisão Utilizados em Modelos Preditivos

CIRE – Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas

CPEREF – Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência

DI – *Debt Index* (Grau de Endividamento)

ESG – *Environmental, Social and Governance* (Ambiental, Social e de Governança)

FMI – Fundo Monetário Internacional

FN – Falsos Negativos

FP – Falsos Positivos

I&D – Investigação e Desenvolvimento

IAPMEI – Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação

IFICI – Incentivo Fiscal à Investigação Científica e à Inovação

MVP – *Minimum Viable Product* (Produto Mínimo Viável)

O-Score – Modelo de Previsão de Falências de Ohlson

PIB – Produto Interno Bruto

PER – Processo Especial de Revitalização

PME – Pequenas e Médias Empresas

PRR – Plano de Recuperação e Resiliência

RL – Resultado Líquido

RNH – Regime de Residente Não Habitual

RA – Rácio Alavancagem

RLC – Rácio Liquidez Corrente

ROA – *Return on Assets* (Rendimento dos Ativos)

ROC – *Receiver Operating Characteristic*

ROE – Rentabilidade dos Capitais Próprios

RR – Rácio Rentabilidade

RS – Rácio Solvabilidade

TR – *Turnover Ratio* (Rotação dos Ativos)

SABI – Sistema de Análise de Balanços Ibéricos

SIFIDE – Sistema de Incentivos Fiscais à Investigação e Desenvolvimento Empresarial

SIREVE – Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial

SPSS- Statistical Package for the Social Sciences

VN – Verdadeiros Negativos

VP – Verdadeiros Positivos

Z-Score / Modelo Zeta – Modelos de Previsão de Falências Desenvolvidos por Altman

Lista de Tabelas

Tabela 1- Variáveis do modelo Z-Score de Altman (1968)	12
Tabela 2- Critérios de Classificação do Modelo Z-Score.....	13
Tabela 3- Variáveis do modelo Zeta de Altman, Haldeman e Narayanan (1977).....	14
Tabela 4- Resultados dos testes de validação do Modelo Zeta	15
Tabela 5- Variáveis do Modelo Ohlson (1980).....	16
Tabela 6- Modelo Logit testados por Ohlson (1980)	17
Tabela 7- Síntese dos Estudos Empíricos Portugueses	36
Tabela 8- Distribuição das Empresas por Estado de Atividade.....	40
Tabela 9- Distribuição das Empresas por Estado de Atividade após a Seleção dos Critérios	41
Tabela 10- Variáveis Financeiras Utilizadas no Modelo. Erro! Marcador não definido.	
Tabela 11- Matriz de Classificação	46
Tabela 12- Matriz de Classificação- Modelo Nulo	46
Tabela 13- Matriz de Classificação- Modelo com Variáveis Explicativas	47
Tabela 14- Resumo do Modelo	48
Tabela 15- Teste de Hosmer e Lemeshow.....	49
Tabela 16- Area Under the Curve.....	50
Tabela 17- Diagnóstico de Multicolinearidade	51
Tabela 18- Exemplo de Cálculo das Variáveis de Interação entre Rácios Financeiros .	54
Tabela 19- Variáveis no Modelo	55
Tabela 20- Síntese das variáveis, hipóteses e resultados empíricos	59

Lista de Gráficos

Gráfico 1- Curva do ROC do Modelo de Regressão Logística	50
--	----

1. INTRODUÇÃO

A crescente competitividade dos mercados, a incerteza económica global e a rapidez das transformações tecnológicas têm vindo a reforçar a importância da avaliação e monitorização da saúde financeira das empresas. A capacidade de antecipar dificuldades financeiras constitui atualmente uma competência essencial para gestores, investidores e instituições financeiras, permitindo agir de forma preventiva e reduzir os impactos negativos associados à insolvência (Bradley & Cowdery, 2004).

A insolvência representa um fenómeno multifacetado que traduz a incapacidade das empresas em cumprirem as suas obrigações financeiras de forma regular. Segundo Altman e Hotchkiss (1993), este estado é frequentemente consequência de uma deterioração progressiva da liquidez e da rentabilidade, associada a falhas de gestão ou a alterações conjunturais de mercado. Nesse sentido, a previsão de insolvência assume um papel determinante, uma vez que possibilita identificar, de forma precoce, sinais de fragilidade económica e atuar preventivamente antes da perda de viabilidade empresarial.

Desde os estudos pioneiros de Beaver (1966), que analisou a capacidade preditiva de rácios financeiros individuais, e de Altman (1968), que desenvolveu o modelo Z-Score através da análise discriminante multivariada, diversos autores têm procurado aperfeiçoar modelos estatísticos capazes de distinguir empresas solventes de insolventes. Posteriormente, Ohlson (1980) introduziu o modelo O-Score, baseado em regressão logística, reforçando a importância dos rácios financeiros enquanto variáveis explicativas da probabilidade de falência.

Importa referir que, embora a literatura internacional utilize frequentemente o termo “falência” (*bankruptcy*), nesta dissertação adota-se a designação “insolvência”, em conformidade com o disposto no Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE, Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de março). Assim, ambos os termos são considerados equivalentes para efeitos desta investigação.

Os contributos anteriores marcaram o desenvolvimento da literatura sobre modelos preditivos de insolvência, demonstrando que variáveis como a liquidez, a solvabilidade, a alavancagem e a rentabilidade possuem relevância significativa na antecipação de crises empresariais (Deakin, 1972; Jones, 1987; Altman & Narayanan, 1997). No entanto, vários estudos evidenciam que a capacidade preditiva dos rácios é contextual e limitada quando analisados isoladamente, sendo fortemente influenciada por fatores externos, pela qualidade da informação contabilística e pelas especificidades setoriais (Altman, Davani & Falini, 2013; Cervenka & Jindrichovska, 2016).

Nos últimos anos, a instabilidade económica mundial e o aumento das taxas de insolvência em Portugal — que, segundo a Informa D&B (2024), atingiram cerca de 6.300 empresas em 2023, um acréscimo de 12 % face a 2022 — reforçam a pertinência desta temática.

Neste contexto, a presente dissertação procura responder à seguinte pergunta de investigação única: Qual é o contributo dos rácios financeiros na previsão da insolvência das empresas portuguesas, com especial enfoque nas *startups* biotecnológicas?

De forma mais detalhada, a investigação pretende:

- Avaliar a relevância dos rácios financeiros na previsão de insolvências empresariais;
- Analisar o contributo das interações entre rácios (liquidez, solvabilidade e alavancagem) na melhoria da capacidade preditiva;
- Identificar os rácios com maior influência na probabilidade de insolvência das *startups* biotecnológicas portuguesas;
- Testar a aplicabilidade dos modelos preditivos tradicionais ao contexto das *startups* biotecnológicas.

Do ponto de vista teórico, esta dissertação contribui para o aprofundamento do conhecimento sobre a eficácia dos rácios financeiros enquanto variáveis explicativas da insolvência, articulando evidência empírica nacional e internacional. Do ponto de vista prático, oferece informação útil para gestores, analistas e investidores, permitindo

reforçar a monitorização do risco e apoiar a tomada de decisões informadas. Para além disso, o trabalho evidencia a importância de adaptar modelos de previsão à realidade portuguesa, marcada por pequenas e médias empresas e por um ecossistema de *startups* em crescimento.

A análise das interações entre rácios financeiros — abordagem raramente explorada na literatura nacional — constitui o principal contributo científico desta dissertação. Os resultados demonstram que, embora os rácios individualmente possam apresentar significância estatística limitada, a sua interpretação conjunta melhora substancialmente o poder explicativo e a capacidade preditiva dos modelos de análise de risco de insolvência.

Adicionalmente, a investigação alarga o debate para as *startups* biotecnológicas, um segmento de empresas particularmente vulnerável a riscos de liquidez e de rentabilidade, mas também marcado por elevado potencial de inovação. Autores como Blank (2010) e Ries (2011) definem as *startups* como organizações temporárias criadas para descobrir modelos de negócio escaláveis em ambientes de extrema incerteza. Skala (2018) reforça que estas empresas operam em contextos dinâmicos e de elevada volatilidade, exigindo instrumentos de análise adaptados às suas especificidades. Segundo Pampillo (2023), o sucesso e a sustentabilidade das *startups* dependem da capacidade de equilibrar a inovação com estabilidade financeira, o que justifica a aplicação de modelos preditivos neste domínio.

A dissertação encontra-se organizada em seis capítulos.

O Capítulo 1 – Introdução apresenta a problemática, os objetivos, a relevância e a estrutura geral do trabalho, estabelecendo o enquadramento da investigação e a sua pergunta central.

O Capítulo 2 – Enquadramento Teórico aborda os principais conceitos relacionados com a insolvência, os modelos preditivos e o papel dos rácios financeiros, integrando ainda uma reflexão sobre as especificidades das *startups* tecnológicas.

O Capítulo 3 – Metodologia descreve o desenho da investigação, a amostra utilizada, as variáveis analisadas e o modelo de regressão logística aplicado.

O Capítulo 4 – Resultados e Discussão apresenta e interpreta os principais resultados obtidos, relacionando-os com a literatura existente.

O Capítulo 5 – Limitações discute os constrangimentos do estudo e as oportunidades de melhoria metodológica.

Por fim, o Capítulo 6 – Conclusões sintetiza os contributos teóricos e práticos da investigação, destacando as implicações para gestores, investidores e académicos, bem como sugestões para futuras linhas de pesquisa.

2. ENQUADRAMENTO TEÓRICO

Este capítulo começa por clarificar a definição de insolvência e a distinção face ao conceito de falência, incluindo uma explicação sobre o Processo Especial de Revitalização (PER) e legislação portuguesa aplicável. Em seguida, é efetuado um breve resumo dos modelos preditivos de insolvência, com particular destaque para a análise discriminante e a regressão logística. Posteriormente, são analisados os rácios financeiros enquanto variáveis explicativas da insolvência e os estudos empíricos que abordam a interação entre estes indicadores. Por fim, é apresentada a literatura relativa às startups biotecnológicas, finalizando na formulação das hipóteses centrais deste estudo.

2.1 Insolvência

O termo “insolvência” veio substituir o conceito de “falência” após a revogação do Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF), em 2004, com a entrada em vigor da nova legislação. Com esta alteração, a palavra "falência" passou a ser associada a características semelhantes às da insolvência. No entanto, é importante distinguir claramente os dois termos. O artigo 7.º do Decreto-Lei n.º 53/2004 esclarece que “a insolvência não se confunde com a falência, tal como é entendida atualmente, uma vez que a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas, que caracteriza a insolvência não implica, por si só, a inviabilidade económica da empresa, ou a irrecuperabilidade financeira, como acontece com a falência”.

O art. 1.º, n.º 1, do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) define o processo de insolvência como um processo de execução universal que visa a satisfação dos credores, seja através da recuperação da empresa compreendida pela massa insolvente, quando possível ou pela liquidação do património do devedor insolvente e a repartição do produto obtido entre os credores. De acordo com o art. 9.º do CIRE, este processo tem carácter urgente.

Assim, no presente estudo, é adotada a definição legal em vigor, conforme estabelecido no art. 3.º, n.º 1 do CIRE, que considera “insolvente o devedor que não consegue cumprir com as suas obrigações vencidas”.

Esta perspetiva está em linha com Altman e Hotchkiss (1993), que descrevem a insolvência como a incapacidade das empresas de cumprir as suas obrigações financeiras por falta de liquidez, enfatizando o critério de fluxos de caixa, em detrimento do critério de balanço (ou situação patrimonial).

Quando uma empresa se encontra em situação de insolvência, deve requerer a sua declaração de insolvência no prazo de 30 dias a partir do momento em que tiver conhecimento da sua condição (art. 18.º, n.º 1, do CIRE). O art. 20.º, n.º 1 do CIRE, prevê que o pedido de declaração de insolvência possa ser apresentado, por qualquer credor, ainda que condicional e qualquer que seja a natureza do seu crédito, ou até pelo Ministério Público, em representação das entidades com interesses legais em causa.

Tratando-se de um processo judicial, o requerimento da declaração de insolvência deve ser subscrito por um advogado, e deve detalhar os factos que sustentam o pedido (art. 23.º, n.º 1, do CIRE).

Após a apresentação do pedido, a insolvência é declarada pelo tribunal através de sentença proferida pelo juiz (art. 36.º do CIRE). Nesse momento, é designado um Administrador de Insolvência, cuja principal responsabilidade é gerir a empresa. Tal gestão envolve a liquidação da massa insolvente para o pagamento das dívidas (art. 55.º, n.º 1, do CIRE) e a distribuição dos valores obtidos entre os credores, conforme estabelecido no plano de insolvência (art. 192.º, n.º 1, do CIRE).

Deste modo, conclui-se que um dos efeitos imediatos da declaração de insolvência é a perda, por parte do devedor, dos poderes de gestão e decisão sobre a empresa, que são atribuídos ao Administrador de Insolvência (art. 81.º, n.º 1, do CIRE). No entanto, existem exceções a esta regra. Em determinadas situações o devedor poderá continuar a exercer funções de gestão, desde que solicite a manutenção desses poderes e apresente um plano de insolvência que preveja sua permanência, sendo esse plano sujeito à aprovação pela assembleia de credores.

Após definir o conceito de insolvência, é importante compreender as diversas causas que podem levar uma empresa a essa situação, tema abordado na secção seguinte.

2.1.1 Causas da Insolvência

O estudo realizado por Bradley e Cowdery (2004) sobre as causas subjacentes às insolvências, revela que a maioria das falências está associada a uma gestão inadequada e decisões pouco acertadas em áreas como o marketing, finanças, entre outras. De acordo com os referidos autores, as principais causas incluem:

- Decisões inadequadas ou falta de competência dos gestores na administração da empresa;
- Ausência ou insuficiência de estratégias e planos operacionais voltados para o crescimento e a sustentabilidade da empresa;
- Incapacidade de monitorizar adequadamente o fluxo de caixa, receitas e despesas;
- Estimativas irrealistas quanto à capacidade da empresa ou à procura no mercado;
- Falta de inovação ou adaptação às novas realidades tecnológicas ou de mercado;
- Falta de visão estratégica ou liderança inadequada por parte dos responsáveis da empresa;
- Impacto de crises económicas, recessões ou inflação elevada.

2.1.2 Procedimentos de Insolvência

Em 2011, no contexto do apoio financeiro concedido a Portugal, foi celebrado um memorando de políticas económicas e financeiras entre Portugal, o Fundo Monetário Internacional (FMI), a Comissão Europeia e o Banco Central Europeu (BCE). Este documento previa um conjunto de medidas para a reestruturação através de mecanismos extrajudiciais, ou seja, alternativas ao processo de insolvência formal, com o objetivo de facilitar a recuperação sem recorrer ao sistema judicial. Entre tais medidas, destacam-se os Princípios Orientadores para a Recuperação Extrajudicial de Devedores, que foram publicados em anexo à Resolução do Conselho de Ministros n.º 43/2011, de 25 de outubro.

Em 2012, como parte do cumprimento dos compromissos assumidos por Portugal, foi criado o Programa Revitalizar, por meio da Resolução do Conselho de Ministros n.º 11/2012, de 3 de fevereiro. Este programa visava promover um ambiente favorável à recuperação empresarial, alinhado com as responsabilidades assumidas pelo país. O

principal propósito do Programa Revitalizar era facilitar a reestruturação das empresas, promovendo melhorias nos contextos financeiros, jurídicos e fiscais.

Os objetivos prioritários definidos no âmbito do Programa Revitalizar incluem:

- Implementar mecanismos eficazes de revitalização que permitam a recuperação de empresas com viabilidade económica;
- Melhorar a transparência e eficiência nas relações entre as empresas e o Estado, especialmente com a Segurança Social e a Autoridade Tributária;
- Reforçar os instrumentos financeiros disponíveis para a capitalização e reestruturação financeira das empresas;
- Tornar mais ágil a interação entre as empresas e os instrumentos financeiros disponibilizados pelo Estado e pelos sistemas financeiros;
- Promover processos de transação de empresas ou de ativos empresariais, sejam estes tangíveis ou intangíveis.

O Programa Revitalizar tem como procedimentos principais o PER, instituído pela Lei nº 16/2012, de 20 de abril, e o Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial (SIREVE), estabelecido pelo Decreto-Lei nº 178/2012 de 3 de agosto.

2.1.3 Processo Especial de Revitalização (PER)

Uma das modificações mais significativas introduzidas no CIRE ocorreu em 2012, com a integração do PER. Segundo o art. 17.º-A, n.º 1, do CIRE este processo visa permitir que uma empresa que, comprovadamente, se encontre em situação económica difícil ou em situação de insolvência iminente, mas ainda suscetível de recuperação, possa estabelecer negociações com os seus credores com o objetivo de chegar a um acordo para a sua revitalização.

No CIRE, entende-se por situação económica difícil aquela em que o devedor enfrenta graves dificuldades para cumprir pontualmente as suas obrigações, devido, por exemplo, à falta de liquidez ou por não conseguir obter crédito (art. 17.º-B do CIRE). Assim, conclui-se que um devedor em situação de insolvência não pode recorrer ao PER. Por

este motivo, é fundamental que a empresa inicie o processo o mais cedo possível, ao identificar-se em situação económica difícil.

O PER pode ser realizado através de duas modalidades distintas. Na primeira, prevista no n.º 1 do art. 17.º-C do CIRE, o processo é iniciado pela manifestação de vontade do devedor e de, pelo menos, um dos seus credores, formalizada por uma declaração escrita. Este procedimento dá início às negociações destinadas à revitalização do devedor, com o objetivo de chegar a um plano de recuperação aprovado. Na segunda modalidade, o devedor apresenta um acordo extrajudicial de recuperação, previamente negociado com os credores e com a aprovação da maioria necessária.

O prazo estabelecido para estas negociações é de dois meses, podendo ser prorrogado, uma única vez, por mais um mês (n.º 5 do artigo 17.º-D do CIRE). Durante o período de negociações, os processos de cobrança de dívidas dirigidos ao devedor ficam suspensos, estabelecendo-se um período de *standstill* (n.º 1 do artigo 17.º-E do CIRE).

Após a conclusão das negociações entre o devedor e credores, se o plano de recuperação for aprovado, este deve ser submetido ao juiz para efeitos de homologação ou recusa (art.17.º-F do CIRE). Caso o plano seja rejeitado, o processo negocial é encerrado, e os efeitos suspensivos do PER são automaticamente anulados (art. 17.º-G do CIRE).

2.2 Modelos de Previsão de Insolvência

Os modelos estatísticos tradicionais de previsão de insolvência são baseados em técnicas tradicionais de análise estatística que procurem identificar padrões de falência e distinguir empresas solventes de insolventes. Esses modelos concentram-se principalmente em indicadores financeiros, como rácios, e utilizam abordagens matemáticas e estatísticas para analisar os dados. Em seguida, estão detalhados apenas alguns trabalhos existentes sobre modelos de previsão de insolvências importantes para esta tese.

2.2.1 Análise Discriminante

A análise discriminante é uma das técnicas mais utilizadas para prever insolvências. O objetivo desta abordagem é classificar observações (empresas) em grupos (por exemplo,

solventes e insolventes) com base em um conjunto de variáveis independentes (geralmente rácios financeiros).

De acordo com Ferreira (2016), trata-se de uma tarefa complexa, pois não existe um modelo único que se adapte a todos os setores e regiões do mundo, devido à diversidade das variáveis envolvidas.

Beaver (1966) foi o primeiro a empregar a análise univariada, na qual uma variável dependente é explicada por uma variável independente. Este autor realizou uma análise segmentada de diversos indicadores financeiros, comparando dois grupos de empresas (falidas e não falidas) usando seis indicadores principais. Estes indicadores foram:

- Rácio de fluxo de caixa: $\text{Fluxo de Caixa} / \text{Passivo Total}$;
- Rácio de rentabilidade: $\text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total}$;
- Rácio de endividamento: $\text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}$;
- Rácio de fundo de maneiio: $\text{Fundo de Maneio} / \text{Ativo Total}$;
- Rácio de liquidez: $\text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente}$;
- Intervalo sem Crédito (número de dias durante os quais a empresa consegue operar sem financiamento externo).

A análise envolveu 158 empresas dos Estados Unidos, das quais 79 estavam insolventes e as outras 79 solventes, cobrindo o período de dez anos (1954-1964). Os resultados indicaram que a análise desses indicadores financeiros poderia prever insolvências até cinco anos antes do colapso efetivo. A partir dos dados, Beaver concluiu que, com exceção do rácio de endividamento, as empresas solventes apresentaram valores mais elevados do que as insolventes em vários indicadores, refletindo melhor liquidez, maior rentabilidade e uma gestão mais eficiente dos recursos.

Entre os indicadores analisados, o rácio de fluxo de caixa destacou-se como o mais eficaz para diferenciar empresas solventes de insolventes. Este rácio apresentou uma elevada capacidade discriminativa, conseguindo distinguir consistentemente empresas solventes de insolventes até cinco anos antes da ocorrência da falência. Os dados revelaram que as empresas falidas registavam, de forma sistemática, valores mais baixos deste rácio em

comparação com as empresas solventes, evidenciando a importância de fluxos de caixa robustos na sustentabilidade financeira das organizações.

Os rácios relacionados com a liquidez também evidenciaram uma forte capacidade preditiva. Estes indicadores refletem a capacidade das empresas para enfrentar obrigações de curto prazo e demonstraram ser úteis na identificação precoce de dificuldades financeiras. Por outro lado, os rácios associados à estrutura de capital, como o rácio de endividamento, mostraram-se menos consistentes na sua eficácia, sugerindo que, embora relevantes, são insuficientes para prever insolvências quando analisados de forma isolada.

A eficácia dos rácios diminuiu à medida que se afastavam no tempo da data de insolvência. No entanto, alguns indicadores, como o fluxo de caixa operacional, mantiveram relevância mesmo a longo prazo.

Apesar de ser univariado, o modelo de Beaver abriu caminho para abordagens multivariadas mais robustas. Altman (1968) aplicou pela primeira vez a análise discriminante multivariada, uma técnica que explica a variável dependente em relação a várias variáveis independentes, com base em rácios financeiros. Esta técnica estatística permite classificar qualquer observação em um ou mais grupos, conforme as características específicas da observação.

A função discriminante é expressa como:

$$Z = v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_nx_n$$

Onde:

- Z representa o índice discriminante (variável dependente);
- $v_1 \dots v_n$ são os coeficientes discriminantes;
- $x_1 \dots x_n$ são as variáveis independentes.

A função discriminante desenvolvida por Altman, conhecida como Z-Score, foi aplicada a uma amostra de 66 empresas emparelhadas, sendo 33 falidas e 33 não falidas, todas cotadas. O modelo Z-Score permite avaliar a probabilidade de insolvência de uma

empresa, classificando-a numa zona segura, de incerteza ou de risco. O estudo abrangeu um período de 19 anos (1946-1965) e considerou diversos critérios, como a similaridade em termos de dimensão e setor de atuação das empresas, para garantir a comparabilidade entre os grupos.

Com base na literatura e na análise da relevância dos indicadores financeiros, Altman começou por seleccionar 22 rácios financeiros e, após uma avaliação criteriosa, apenas cinco foram escolhidos por apresentarem o melhor potencial de previsão de empresas em risco de insolvência. A função discriminante desenvolvida por Altman foi expressa da seguinte forma:

$$Z = 0,012X1 + 0,014X2 + 0,033X3 + 0,006X4 + 0,999X5$$

As variáveis que compõem o modelo são apresentadas na Tabela 1.

Tabela 1- Variáveis do modelo Z-Score de Altman (1968)

Variável	Fórmula	Descrição
X1	(Ativo Corrente – Passivo Corrente) / Ativo Total	Representa o Rácio de Fundo de Maneio, indicador da liquidez e capacidade de cumprir obrigações de curto prazo
X2	Resultados Transitados / Ativo Total	Corresponde ao Rácio de Solvência, medindo a rentabilidade acumulada e a solidez financeira da empresa
X3	Resultados Operacionais / Ativo Total	Reflete o Rácio de Rentabilidade, avaliando a eficiência operacional na utilização dos ativos
X4	Valor de Mercado do Capital Próprio / Valor de Mercado do Capital Alheio	Define o Rácio de Endividamento, que mede a estrutura de capital da empresa
X5	Vendas / Ativo Total	Traduz o Rácio de Atividade, representando a eficiência na utilização dos ativos para gerar vendas

Fonte: Elaboração Própria

Com base na pontuação obtida pelo índice Z, o autor estabeleceu três intervalos de classificação que relacionam o valor de Z com a probabilidade de insolvência, conforme apresentado na Tabela 2:

Tabela 2- Critérios de Classificação do Modelo Z-Score

Intervalo de Z	Designação da zona	Interpretação
$Z \geq 2,99$	Zona segura	A empresa apresenta baixa probabilidade de insolvência
$1,80 < Z < 2,99$	Zona de incerteza ("zone of ignorance")	A empresa encontra-se numa situação intermédia, com risco moderado
$Z \leq 1,80$	Zona de risco	A empresa apresenta elevada probabilidade de insolvência.

Fonte: Elaboração Própria

Em resumo, quanto maior o Z-Score, maior a estabilidade financeira da empresa, indicando uma menor probabilidade de insolvência. Altman conseguiu prever com eficácia a insolvência com uma antecedência até cinco anos, sendo que a precisão do modelo varia consoante o horizonte temporal: alcançou 95% de precisão no primeiro ano, 72% no segundo, 48% no terceiro, 29% no quarto e 36% no quinto ano.

Em 1977, Altman, Haldeman e Narayanan desenvolveram o modelo Zeta, a partir do modelo Z-Score e em colaboração com a empresa Zet Services, Inc., criaram um modelo preditivo de falência dirigido a empresas do setor de produção e do retalho. Este novo modelo incorporou aprimoramentos em diversos aspetos, incluindo a utilização de demonstrações financeiras mais detalhadas, o tamanho da empresa, a inclusão da natureza temporal das informações financeiras e uma metodologia mais robusta de análise discriminante.

A amostra utilizada neste estudo consistiu em 53 empresas solventes e 53 empresas insolventes, abrangendo o período de 1969 a 1975, utilizando rácios financeiros do modelo anterior, além de incluir novos indicadores financeiros. As variáveis explicativas consideradas foram as seguintes:

Tabela 3- Variáveis do modelo Zeta de Altman, Haldeman e Narayanan (1977)

Variável	Fórmula	Descrição/Rácio associado
X1	Resultado Antes de Imposto / Ativo Total	Rácio de Rendibilidade dos Ativos – mede a eficiência na utilização dos ativos para gerar resultados antes de impostos.
X2	Desvio Padrão dos Resultados Antes de Imposto / Ativo Total (últimos 10 anos)	Rácio de Estabilidade dos Resultados – avalia a consistência dos resultados ao longo do tempo.
X3	Resultado Antes de Imposto / Encargos Financeiros	Rácio de Serviço da Dívida – reflete a capacidade de a empresa suportar os encargos financeiros com base nos seus resultados operacionais.
X4	Resultados Transitados / Ativo Total	Rácio de Rendibilidade Acumulada – mede a rentabilidade histórica acumulada dos resultados.
X5	Ativo Corrente / Passivo Corrente	Rácio de Liquidez Corrente – indica a capacidade de a empresa cumprir as suas obrigações de curto prazo
X6	Média dos últimos 5 anos do Valor de Mercado / (Média dos últimos 5 anos do Valor de Mercado + Endividamento a Médio e Longo Prazo)	Rácio de Capitalização – avalia a estrutura de capital e o peso do capital próprio face ao endividamento de médio e longo prazo
X7	Total de Ativos Fixos Tangíveis	Rácio de Dimensão da Empresa – representa a dimensão e estrutura patrimonial da empresa

Fonte: Elaboração Própria

A análise dos resultados foi realizada utilizando modelos lineares e quadráticos, uma vez que uma das premissas da análise discriminante é a igualdade das matrizes de variância e covariância. Quando as matrizes são semelhantes, o modelo linear é o mais adequado.

Por outro lado, quando as matrizes não são idênticas, o modelo quadrático é mais apropriado, pois permite avaliar cada grupo de forma independente.

Em resumo, os resultados obtidos neste estudo foram os seguintes:

Tabela 4- Resultados dos testes de validação do Modelo Zeta

Antes da falência	1.º ano	2.º ano	3.º ano	4.º ano	5.º ano
Empresas insolventes	96,2%	84,9%	74,5%	68,1%	69,8%
Empresas solventes	89,7%	93,1%	91,4%	89,5%	82,1%

Fonte: Altman, Haldeman e Narayanan (1977), p. 38.

A análise revelou que o modelo Zeta apresentava uma taxa de acerto superior ao Z-Score, com cerca de 96,2% de precisão na previsão de insolvência um ano antes de ocorrer e de 69,8% cinco anos antes.

2.2.2 Regressão Logística

A regressão logística tem sido amplamente utilizada para a previsão de insolvência de empresas devido à sua capacidade de modelar a probabilidade de ocorrência de um evento (como a insolvência) com base em um conjunto de variáveis explicativas (geralmente rácios financeiros).

Existem dois modelos amplamente utilizados no âmbito da regressão logística e estatística: o logit e o probit. A principal vantagem destes modelos é que eles permitem prever a probabilidade de um evento (como a insolvência) ocorrer sem a necessidade de que as amostras das empresas solventes e insolventes sejam necessariamente iguais em tamanho ou composição.

O estudo mais notável que utilizou a regressão logística para a previsão de falência foi o de Ohlson (1980), que desenvolveu o modelo O-Score. Este modelo utiliza uma combinação de variáveis financeiras para prever a probabilidade de falência das empresas.

O estudo baseou-se numa amostra de 105 empresas insolventes e 2 058 empresas ativas, todas pertencentes ao setor industrial e localizadas na América do Norte, durante um período de seis anos (1970-1976), o que permitiu captar variações económicas e financeiras significativas. As variáveis independentes e explicativas utilizadas pelo autor estão apresentadas na Tabela 5.

Tabela 5- Variáveis do Modelo Ohlson (1980)

Variável	Fórmula	Definição/Descrição
X1	Ativo Total / Índice de Preços	Mede a dimensão ajustada da empresa, tendo em conta o efeito da inflação
X2	Passivo Total / Ativo Total	Representa o grau de endividamento global da empresa
X3	Passivo Corrente / Ativo Total	Indica a proporção das obrigações de curto prazo em relação ao total do ativo
X4	Passivo Corrente / Ativo Corrente	Expressa a liquidez corrente
X5	Indicador de Insolvência	Assume o valor 1 se o Passivo Total exceder o Ativo Total (indicando insolvência); caso contrário, 0 (indicando solvência)
X6	Rendibilidade dos Ativos	Resultado Líquido / Ativo Total. Mede a eficiência global da empresa na utilização dos seus ativos para gerar lucros
X7	Fluxo de Caixa / Ativo Total	Capta a capacidade da empresa para gerar fluxos de caixa operacionais em relação ao total do ativo
X8	Indicador de Resultados Negativos	Assume o valor 1 se o Resultado Líquido tiver sido negativo nos dois últimos anos; caso contrário, 0
X9	Varição Relativa do Resultado Líquido	

Fonte: Elaboração Própria

O autor utilizou estas variáveis para estimar três modelos logit, cada um com um horizonte temporal distinto, cujos resultados de capacidade preditiva se apresentam na Tabela seguinte.

Tabela 6- Modelo Logit testados por Ohlson (1980)

Modelo	Objetivo Específico	Taxa de Acerto (%)
Modelo 1	Previsão de insolvência no prazo de 1 ano	96,12 %
Modelo 2	Previsão de insolvência no prazo de 2 anos	95,55 %
Modelo 3	Previsão de insolvência entre 1 e 2 ano	92,84 %

Fonte: Elaboração Própria

O autor destacou várias conclusões relevantes sobre o desempenho e as limitações do modelo:

- A capacidade preditiva do modelo varia em função de fatores como o tamanho das empresas analisadas e a disponibilidade de informações financeiras;
- A análise discriminante múltipla, embora amplamente utilizada até então, tem limitações significativas, incluindo a necessidade de que as matrizes de variância e covariância sejam idênticas tanto para empresas solventes quanto insolventes;
- Para garantir a validade e precisão dos resultados, é necessário que a amostra seja homogênea em termos de setor de atividade e dimensão das empresas, pois o modelo não extrapola os parâmetros estabelecidos.

O estudo realizado por Zmijewski (1984) é frequentemente indicado como uma das primeiras aplicações do modelo probit na previsão de falências empresariais. Neste trabalho, o autor analisou uma amostra composta por 40 empresas insolventes e 800 solventes, utilizando indicadores financeiros como alavancagem, retorno sobre ativos (ROA) e coeficientes de liquidez para construir o modelo.

Embora semelhante ao logit, o modelo probit diferencia-se por assumir uma distribuição normal, além de apresentar uma taxa de precisão significativamente menor (71%), embora tal diferença não implique necessariamente uma menor eficácia do modelo probit.

2.2.3 Principais limitações dos modelos de previsão de insolvência

De forma geral, os estudos analisados apresentam limitações comuns que importa considerar no enquadramento metodológico desta investigação. Uma das principais limitações prende-se com a dependência de dados financeiros históricos, os quais, embora úteis para análise retrospectiva, nem sempre refletem com precisão as condições económicas atuais ou futuras — uma limitação já reconhecida em modelos clássicos de previsão de insolvência, como os propostos por Altman (1968) e Ohlson (1980).

O modelo Z-Score de Altman, baseado em rácios financeiros históricos, demonstrou sensibilidade ao contexto temporal e setorial, podendo perder validade quando ocorrem alterações nas condições económicas. De forma semelhante, o modelo logit de Ohlson, embora mais sofisticado em termos estatísticos, partilha essa mesma limitação estrutural, uma vez que se apoia em dados contabilísticos passados que não incorporam variáveis macroeconómicas ou expectativas futuras.

Assim, ambos os autores evidenciam a dificuldade em captar mudanças estruturais ou conjunturais, o que restringe a capacidade preditiva dos modelos em contextos de instabilidade ou transformação económica.

Outro aspeto a destacar é a representatividade das amostras, frequentemente centradas em setores tecnologicamente desenvolvidos ou em empresas localizadas em contextos urbanos, o que pode limitar a generalização dos resultados a todo o universo empresarial.

A restrição temporal constitui igualmente uma limitação significativa, uma vez que os modelos preditivos utilizados podem perder eficácia perante alterações nas condições macroeconómicas, mudanças regulamentares ou transformações estruturais no mercado.

Um exemplo concreto foi a crise financeira global de 2008, que expôs a fragilidade de muitos modelos baseados em dados históricos, incapazes de antecipar a rápida

deterioração das condições de crédito e o colapso de instituições financeiras. Nesse contexto, tornou-se evidente que modelos desenvolvidos em períodos de estabilidade económica apresentavam menor capacidade de previsão quando confrontados com choques sistémicos e alterações súbitas nos padrões de risco (Bento, 2010).

Por fim, verifica-se frequentemente a exclusão de indicadores qualitativos, como fatores relacionados com a governança corporativa ou critérios ESG (ambientais, sociais e de governance), que estudos mais recentes demonstram ter um impacto relevante na capacidade preditiva dos modelos de avaliação de risco e de previsão de insolvência.

A este respeito, a dissertação de Flávia Rodrigues — “*Modelos de Previsão de Falências e os Fatores ESG nas Empresas Portuguesas*” (2024) — evidencia que a integração de variáveis ESG em modelos aplicados a empresas portuguesas do setor industrial entre 2012 e 2023 aumentou significativamente a precisão preditiva. Os resultados indicam que organizações com melhor desempenho em critérios ESG apresentam uma menor probabilidade de insolvência, reforçando a importância de incorporar tais fatores qualitativos na avaliação de risco e na previsão de insolvências.

Estas limitações reforçam a importância de ampliar o enquadramento empírico desta investigação, incluindo estudos complementares que explorem a interação entre rácios financeiros, de modo a avaliar em que medida a sua combinação melhora a capacidade explicativa e preditiva dos modelos de previsão de insolvência.

2.3 Rácios Financeiros e a sua Relevância na Previsão de Insolvências

Os rácios financeiros desempenham um papel fundamental na análise e gestão financeira, sendo ferramentas indispensáveis para empresas, investidores e instituições financeiras. Estes indicadores permitem avaliar a saúde financeira de uma organização de forma objetiva, identificar tendências, medir a rentabilidade e comparar desempenhos ao longo do tempo, facilitando a tomada de decisões estratégicas.

Nesta secção analisamos o papel dos rácios financeiros em modelos preditivos, com destaque para estudos de autores que contribuíram significativamente para o

desenvolvimento desta temática. Fazemos ainda enfoque nas vantagens e desvantagens da utilização dos rácios financeiros.

2.3.1 Estudos Pioneiros na Aplicação de Rácios Financeiros

Zmijewski (1984), abordou as limitações metodológicas da análise discriminante, propondo a regressão Probit como alternativa mais robusta. Com base em dados de 840 empresas norte-americanas, o autor demonstrou que empresas com baixo retorno sobre os ativos, fraca liquidez e elevados níveis de endividamento foram destacados como indicadores críticos de insolvência. Estes resultados sublinham a importância dos rácios financeiros como indicadores essenciais na previsão de falências e demonstram a eficácia da regressão Probit em contextos com dados complexos.

No contexto europeu, Altman, Davani e Falini (2013) analisaram a aplicabilidade do modelo Z-Score, desenvolvido originalmente por Altman, na previsão de insolvências de empresas italianas sujeitas a processos de administração extraordinária entre 2000 e 2010. A análise utilizou uma amostra de 89 empresas selecionadas com base no volume de negócios e número de trabalhadores, considerando balanços disponíveis.

Os resultados, destacaram o rácio Resultado Operacional / Ativo Total como um dos indicadores mais relevantes para a previsão de insolvência, devido à sua relação com a eficiência operacional, e o rácio (Ativo Corrente - Passivo Corrente) / Ativo Total, pela sua capacidade de refletir a liquidez das empresas em períodos de crise. O estudo concluiu que o modelo Z-Score mantém utilidade na previsão de falências no contexto italiano, mas enfatizou a necessidade de adaptação às especificidades locais.

Por sua vez, Cervenka e Jindrichovska (2016) analisaram a aplicabilidade de rácios financeiros em mercados emergentes, com foco nas empresas da República Checa., analisadas ao longo do período de 2007 a 2010. Os autores recorreram a uma amostra de 207 empresas checas, das quais 175 solventes e 32 insolventes, tendo concluído que os rácios financeiros de liquidez e rentabilidade se revelaram os indicadores mais fiáveis para prever situações de falência no contexto económico checo.

Estes resultados sublinham ainda a relevância da análise financeira no suporte à tomada de decisões de crédito e na gestão de riscos, especialmente em mercados emergentes. Além disso, evidenciam a importância de adaptar modelos internacionais às especificidades dos contextos locais.

2.3.2 Importância dos Rácios Financeiros na Previsão de Insolvências

O artigo de Altman e Narayanan (1997), publicado na *Financial Markets, Institutions & Instruments*, apresenta uma revisão detalhada das metodologias e modelos utilizados para prever falências empresariais em diversas partes do mundo. O objetivo foi analisar e comparar diversos modelos de previsão de falências, aplicados em vários países, enfatizando as diferenças entre os mercados desenvolvidos e emergentes, com o objetivo de identificar as abordagens mais eficazes e os fatores que influenciam o desempenho desses modelos.

A análise dos autores incluiu 41 estudos internacionais, que abrangeram empresas de diferentes indústrias e dimensões, de países como o Reino Unido, França, Estados Unidos e Alemanha. Entre os modelos avaliados, destacam-se os métodos estatísticos tradicionais, como a análise discriminante e a regressão logística, os modelos baseados em inteligência artificial - como redes neurais artificiais, análise de clusters e árvores de decisão - bem como modelos de natureza teórica.

Esta diversidade metodológica permite uma análise abrangente das abordagens utilizadas na previsão de falências, considerando diferentes contextos e evoluções tecnológicas. Embora a diversidade de abordagens seja notável, a maioria dos estudos analisados identifica os rácios financeiros como variáveis fundamentais na previsão de falências. Entre os rácios mais destacados estão os rácios de liquidez, alavancagem, rentabilidade, eficiência operacional e cobertura de juros.

No entanto, os autores mencionam que, embora esses rácios sejam fundamentais, outros fatores também podem ter impacto significativo, como a qualidade dos dados e as condições macroeconómicas. Os autores concluíram que a análise discriminante e regressão logística apresentam elevada precisão em países desenvolvidos, mas têm

desempenho reduzido em mercados emergentes, devido à qualidade limitada dos dados e à volatilidade económica característica desses contextos.

O trabalho pioneiro de Deakin (1972), aplicou a análise discriminante como ferramenta para prever falências empresariais, explorando a eficácia de indicadores financeiros enquanto preditores de insolvência, procurando adotar uma abordagem robusta que permitiu distinguir entre empresas solventes e insolventes.

O estudo baseou-se numa amostra de 32 empresas norte-americanas falidas e 32 solventes, emparelhadas em função do tamanho e do setor de atividade. Foram analisados 14 rácios financeiros, incluindo indicadores de liquidez, rentabilidade, alavancagem, estrutura de capital e rotação do ativo.

Os resultados mostraram que os rácios como liquidez e alavancagem são preditores consistentes de falência. Além disso, a análise discriminante mostrou-se eficaz na distinção entre empresas solventes e falidas, mesmo com a uma base de dados limitada. No entanto, é importante considerar que, sendo um estudo pioneiro, as conclusões de Deakin refletem as condições e os dados disponíveis na época, o que pode limitar a sua aplicação direta em contextos económicos atuais.

A obra de Altman e Sabato (2007) representa outro avanço significativo, com o desenvolvimento de um modelo específico para avaliar o risco de crédito de Pequenas e Médias Empresas (PME) nos Estados Unidos. Os autores destacaram que os modelos tradicionais de risco de crédito, originalmente desenvolvidos para grandes empresas, não se adequavam às PME devido às suas particularidades, como, por exemplo, a menor disponibilidade de informações financeiras detalhadas e as diferenças na estrutura de capital. Este estudo teve como objetivo criar um modelo estatístico adaptado às PME, capaz de prever o risco de insolvência com maior precisão, identificando os principais indicadores de risco, como liquidez, rentabilidade, alavancagem, cobertura e atividade.

O estudo, baseado numa amostra de 2.010 empresas norte-americanas de diversos setores, demonstrou que o modelo desenvolvido apresenta uma precisão preditiva superior em comparação com modelos genéricos. Além disso, os resultados indicam o poder

explicativo univariado de cada rácio financeiro, sendo de 14,57% para a alavancagem, 18,73% para a liquidez, 21,10% para a cobertura e 43,20% para a rentabilidade. Este modelo não só confirma a importância de adaptar as abordagens preditivas às particularidades das PME, como também reforça a relevância de considerar indicadores financeiros específicos no desenvolvimento de ferramentas de previsão de insolvência.

2.3.3 Estudos empíricos sobre interação dos rácios de solvabilidade e liquidez

O estudo de Bryan, Tiras e Wheatley (2002), publicado no *Journal of Business Finance & Accounting*, analisa a forma como os fatores contabilísticos, nomeadamente a interação entre solvência e a liquidez e o seu impacto na capacidade de recuperação de empresas em processo de falência, no contexto do *Chapter 11* norte-americano. O objetivo principal consiste em compreender de que forma a relação entre solvência e liquidez permite prever se uma empresa conseguirá sair do processo de falência - isto é, conseguir reorganizar-se ou entrar em liquidação.

Os autores assumem que as duas dimensões financeiras — a solvabilidade, enquanto medida da estrutura de capital e da capacidade de uma empresa suportar o endividamento, e a liquidez, enquanto indicador da capacidade de satisfazer compromissos de curto prazo — não atuam de forma independente, mas antes interagem, influenciando conjuntamente a recuperação financeira.

Para analisar esta relação, os autores recorreram a modelos estatísticos de regressão logística (*logit*), que permitem estimar a probabilidade de uma empresa sair do processo de falência com base no seu perfil financeiro antes da entrada no *Chapter 11*. A análise é feita com base numa amostra de empresas que solicitaram proteção judicial entre 1980 e 1994, utilizando variáveis representativas do risco de solvabilidade e de liquidez como fatores explicativos principais.

Uma das principais conclusões do estudo é que empresas com uma estrutura de capital relativamente saudável, mas que enfrentam dificuldades de liquidez, têm maiores probabilidades de recuperação. Nestes casos, as dificuldades são geralmente conjunturais

e podem ser resolvidas através de mecanismos como renegociação de prazos, entrada de novos financiamentos ou ajustamentos operacionais.

Por outro lado, empresas que apresentam simultaneamente elevado risco de insolvência e fraca liquidez enfrentam um cenário muito mais desfavorável, uma vez que os problemas afetam tanto a sua capacidade de manter operações no curto prazo como a sua viabilidade estrutural a longo prazo. Nestes casos, a probabilidade de emergência com sucesso da falência é significativamente reduzida.

Os efeitos não são homogêneos entre pequenas e grandes empresas. Nas empresas maiores, os indicadores de solvabilidade têm maior peso na previsão do desfecho do processo de falência. Isto pode dever-se ao facto de empresas de maior dimensão geralmente terem mais facilidade em aceder a financiamento externo no curto prazo, o que mitiga o impacto imediato da falta de liquidez. Já nas empresas mais pequenas, a liquidez surge como o fator decisivo, pois dificuldades de tesouraria podem rapidamente comprometer a continuidade do negócio, mesmo que a estrutura de capital não seja excessivamente frágil.

A principal contribuição do estudo está na demonstração de que não é suficiente analisar solvabilidade e liquidez de forma isolada. A interação entre ambas as variáveis revela-se decisiva para antecipar o desfecho do processo de reestruturação. A análise conjunta permite identificar padrões de risco que, de outro modo, poderiam passar despercebidos.

As implicações práticas deste estudo são significativas, tanto para gestores e consultores financeiros, como para credores, investidores e decisores políticos. Ao identificar com maior precisão quais empresas têm mais elevada probabilidade de recuperação, é possível alocar os recursos de forma mais eficiente, aumentar a eficácia dos processos de reestruturação e, em última análise, contribuir para uma maior estabilidade no sistema económico.

De forma complementar, Vukčević, Lakićević, Melović, Backović e Dudić (2024), avaliam a eficácia de diferentes modelos de previsão de falência no contexto específico de Montenegro. A investigação baseou-se numa amostra de 100 empresas, analisadas

entre 2015 e 2020, das quais 30 haviam declarado falência e 70 encontravam-se financeiramente estáveis. O objetivo foi testar a capacidade preditiva de cinco modelos reconhecidos na literatura financeira (*Altman Z-Score*; *Modelo de Springate*; *Modelo de Zmijewski*; *Kralicek DF*; *Modelo BEX*) e um modelo de regressão logística (*logit*), com indicadores financeiros ajustados à realidade empresarial local. As variáveis incluídas contemplaram rácios comuns, tais como liquidez corrente, rentabilidade dos ativos (ROA), rentabilidade dos capitais próprios (ROE), grau de endividamento (DI) e a rotação dos ativos (TR), entre outros.

A análise comparativa revelou diferenças significativas no desempenho dos modelos. O modelo de Zmijewski demonstrou maior precisão estatística na identificação de empresas em risco, com uma taxa de acerto próxima de 80%. Por outro lado, o modelo de Springate e o modelo BEX destacaram-se por classificarem corretamente quase a totalidade das empresas que de facto faliram, apresentando também resultados estatisticamente significativos nos testes de validade preditiva.

O “Altman Z”, embora tradicionalmente utilizado, mostrou limitações na previsão de falência dentro desta amostra, acertando em apenas cerca de 40% dos casos. No entanto, foi altamente eficaz na identificação de empresas estáveis, classificando corretamente 69 das 70 empresas saudáveis.

O modelo *logit* construído pelos autores revelou um desempenho promissor, com duas variáveis a destacarem-se estatisticamente: o grau de endividamento (DI) e a rotação dos ativos (TR), ambas associadas de forma significativa à probabilidade de falência ($p < 0,001$).

O modelo *logit* personalizado mostrou-se uma alternativa viável, ao incorporar variáveis financeiras mais representativas da estrutura empresarial local. A investigação sugere ainda que o uso de dados de apenas um ano antes da falência limita a análise, e recomenda-se que futuros estudos explorem séries temporais mais longas e, idealmente, incluam também fatores qualitativos — como a qualidade da gestão ou a governança empresarial.

Este estudo contribui de forma significativa para a compreensão dos mecanismos de previsão de falência em economias emergentes. Demonstra que, embora os modelos clássicos ofereçam valor, a sua eficácia é sensivelmente aumentada quando adaptados à realidade local. A inclusão de indicadores específicos, como o grau de endividamento e a rotação dos ativos, revelou-se essencial para captar os primeiros sinais de deterioração financeira.

O estudo de Ken Li (*Liquidity Ratios and Corporate Failures*), publicado em *Accounting & Finance*, aborda uma questão clássica, mas persistente da análise financeira: até que ponto os rácios de liquidez realmente ajudam a prever falências empresariais, aplicando métodos estatísticos mais flexíveis para capturar relações não lineares entre liquidez e probabilidade de falência.

Utilizando regressão logística com *splines* (*logistic regression splines*)¹, o autor analisa se a relação entre o *current ratio* (ativos correntes/ passivos correntes) e o risco de falência varia consoante o nível desse rácio. Em particular, investiga-se se um *current ratio* muito baixo implica um aumento substancial do risco de falência e se, a partir de determinado limiar, esse efeito se atenua ou deixa de ser significativo.

O autor conclui que *current ratio* está negativamente correlacionado com falência quando os valores do rácio são baixos, mas este efeito desaparece quando o *current ratio* atinge valores médios ou elevados. Ou seja, ter níveis baixos de liquidez aumentam fortemente o risco de falência, mas a partir de determinado limiar, incrementos de liquidez não reduzem significativamente o risco.

Incluir esse comportamento dependente do limiar (o “nível” do rácio corrente) no modelo melhora significativamente o poder de previsão, tanto do ponto de vista estatístico como económico. Ou seja, o modelo ajustado com *splines* consegue captar informação que modelos lineares simples não captam.

¹ Técnica estatística não paramétrica, que permite modelar possíveis relações não lineares entre os rácios de liquidez e a probabilidade de falência.

Este estudo ajuda a explicar por que alguns trabalhos acadêmicos anteriores não encontravam suporte forte à utilidade dos rácios de liquidez: é possível que tivessem assumido uma relação linear entre liquidez e risco, o que poderia esconder efeitos importantes caso a influência varie conforme o nível de liquidez.

Em síntese, os estudos empíricos analisados demonstram que tanto a interação entre solvabilidade e liquidez como a forma funcional dessa relação têm impacto determinante na previsão de falências. O avanço metodológico verificado nos modelos empíricos mais recentes reforça a necessidade de modelos adaptados ao contexto e que considerem relações não lineares e interdependentes entre variáveis financeiras.

2.3.4 Vantagens e Desvantagens dos Rácios Financeiros

Os rácios financeiros são amplamente utilizados na previsão de falências devido às suas características práticas e à forte correlação com o desempenho financeiro. No entanto, apresentam limitações que merecem consideração.

O artigo de Jones (1987) apresenta uma análise abrangente das metodologias disponíveis para prever falências empresariais, com destaque para a análise de rácios financeiros. O autor destaca simultaneamente as principais vantagens e limitações da utilização destes indicadores:

- Simplicidade e clareza: os rácios financeiros são intuitivos e fáceis de calcular com base nas demonstrações financeiras, o que facilita a sua aplicação prática;
- Indicadores diretos de desempenho: permitem identificar de forma célere problemas relacionados com a liquidez, alavancagem ou rentabilidade, além de possibilitar comparações entre empresas e setores;
- Evidência empírica: estudos anteriores demonstraram uma forte correlação entre determinados rácios financeiros e a probabilidade de insolvência, confirmando a sua utilidade como indicadores de risco. Um exemplo mencionado é o rácio Resultado Operacional / Ativo Total, que está associado à eficiência operacional.

Por outro lado, são várias as desvantagens:

- A falta de contexto: os rácios oferecem informações estáticas e, por isso, podem não captar mudanças dinâmicas no ambiente económico ou nas condições internas da empresa, além de serem suscetíveis a práticas contabilísticas de manipulação de resultados;
- A análise isolada: os rácios ignoram fatores qualitativos importantes, como a qualidade da gestão, estratégias corporativas ou condições macroeconómicas;
- As limitações contextuais: a aplicabilidade dos rácios pode variar conforme o setor, o país ou o contexto económico;
- A dependência de dados fiáveis: a precisão dos rácios financeiros depende da qualidade e integridade dos dados financeiros, que, por vezes, podem ser insuficientes ou pouco fidedignos.

Em síntese, os rácios financeiros são ferramentas valiosas, mas devem ser complementados com outras abordagens para maior precisão e eficácia na previsão de insolvências.

O estudo de Agarwal e Taffler (2007) constitui uma avaliação profunda da eficácia e aplicabilidade do modelo Z-Score, 25 anos após a sua introdução. O estudo analisa dados financeiros de empresas britânicas, incluindo as que faliram e outras que permaneceram solventes, para verificar a precisão do modelo Z-Score em prever falências, demonstrando que o modelo mantém relevância, embora a sua precisão varie conforme mudanças regulatórias, avanços tecnológicos e especificidades setoriais.

Por sua vez, Hol e van der Wijst (2008) analisaram a estrutura financeira de empresas não cotadas. O estudo centra-se nas empresas não cotadas, tendo como objetivo principal identificar os determinantes da sua estrutura de capital e as diferenças face às empresas cotadas.

Este estudo destaca a relevância deste segmento, frequentemente negligenciado, e reconhece a influência de contextos institucionais e geográficos nas decisões financeiras. Contudo, os autores identificam algumas limitações, entre as quais a aplicabilidade restrita dos dados, a dependência da qualidade dos dados recolhidos, que pode ser

inconsistente, e a ênfase em fatores financeiros e institucionais, ignorando o impacto das decisões subjetivas dos gestores na estrutura de capital.

Em conjunto, estes estudos sublinham a importância de combinar métodos quantitativos e qualitativos para uma análise mais robusta e adaptada ao contexto.

2.4 Startups Tecnológicas e Previsão de Insolvências

2.4.1 Definição e Características das Startups

De acordo com Steve Blank (2013), uma startup é uma organização temporária criada com o objetivo de identificar um modelo de negócio repetível e escalável. De forma complementar, Ries (2011) define-a como “*uma instituição humana concebida para criar um novo produto ou serviço em condições de extrema incerteza*”.

O estudo de McCarthy, Pitt, Parent e Berthon (2023) destaca a importância das características das equipas fundadoras para o sucesso das startups. Segundo os autores, traços de personalidade como a abertura à experiência, a resiliência e a extraversão ativa estão fortemente associados à capacidade de inovação e adaptação destas organizações.

A evolução das startups pode ser caracterizada em quatro fases principais:

- **Início do Século XX:**

Steven Klepper (2001) analisou a importância da evolução das indústrias nos Estados Unidos, nomeadamente nos setores automóvel e das telecomunicações, identificando-as como precursoras das novas formas empresariais que atualmente podemos identificar como startups.

- **A Era do Vale do Silício:**

AnnaLee Saxenian (1994) analisou o desenvolvimento do Vale do Silício e da Route 128 enquanto ecossistemas de inovação e empreendedorismo, nas décadas de 1970 e 1980. O seu trabalho demonstra que o Vale do Silício se tornou o berço das startups tecnológicas, onde surgiram empresas como a Apple, a Microsoft e, mais tarde, a Google.

- **A Bolha da Internet (1990—2000):**

Shapiro e Varian (1999) exploraram as especificidades da economia da informação, destacando as estratégias que influenciam mercados fortemente dependentes da tecnologia e da informação. A sua análise foi crucial para compreender a dinâmica das startups tecnológicas durante a bolha da internet, nos anos 1990, sublinhando a importância de modelos de negócio escaláveis e da gestão da informação como vantagem competitiva.

- **Era Digital e Mobilidade:**

Don Tapscott (2014) analisou o impacto da revolução digital nos modelos de negócio, na economia e na sociedade, destacando a emergência das plataformas digitais e da mobilidade, particularmente na década de 2010, como motores centrais da inovação, da disrupção de mercados tradicionais e do crescimento económico.

O financiamento desempenha um papel central no desenvolvimento e sustentabilidade das startups, permitindo transformar ideias inovadoras em negócios viáveis. O acesso ao capital é, por isso, um fator determinante não só para o arranque do projeto, mas também para a sua capacidade de escalar, competir no mercado e alcançar sustentabilidade a médio e longo prazo.

Entre as principais fontes de financiamento para startups, destacam-se as seguintes:

- **Investimento de *business angels*:**

Este tipo de financiamento é realizado por investidores individuais que, para além de aportarem capital, disponibilizam também conhecimento do setor e acesso a redes de contactos estratégicos, contribuindo significativamente para o crescimento e maturação da empresa (Mason & Harrison, 2002).

- **Capital de risco (Venture Capital):**

Consiste em fundos especializados que investem em startups com elevado potencial de crescimento, assumindo riscos elevados em troca de participação no capital da empresa, com o objetivo de obter retornos substanciais a médio ou longo prazo (Gompers & Lerner, 2001).

- **Crowdfunding:**

Esta forma de financiamento coletivo, que tem vindo a ganhar expressão com o desenvolvimento das plataformas digitais, permite angariar fundos junto do

público em geral, podendo assumir a forma de doações, recompensas ou mesmo investimento em troca de participação acionista (Belleflamme, Lambert & Schwienbacher, 2014).

A compreensão do ciclo de vida das startups é essencial para delinear estratégias adequadas a cada etapa do seu desenvolvimento. Neste contexto, o estudo de Pampillo (2023) constitui uma contribuição relevante ao abordar, de forma sistemática, as diferentes fases pelas quais uma startup tende a passar, desde a sua conceção até à consolidação no mercado. Este autor apresenta quatro fases fundamentais:

- **Ideação:**

Nesta fase inicial, o autor destaca a importância de avaliar a viabilidade da ideia, identificando claramente o mercado-alvo e determinando se o produto ou serviço é exequível. Trata-se de um momento de definição da proposta de valor e do enquadramento estratégico do projeto.

- **Validação:**

A fase de validação centra-se na experimentação com utilizadores reais, permitindo testar hipóteses e recolher feedback concreto. Com base nestes dados, a startup deve ajustar o produto ou serviço de forma iterativa, garantindo o seu alinhamento com as necessidades do mercado.

- **Crescimento:**

Durante esta etapa, o foco passa para a escalabilidade do modelo de negócio. A expansão da carteira de clientes, a consolidação da equipa e a gestão eficiente dos recursos tornam-se prioridades fundamentais para assegurar um crescimento sustentado.

- **Maturidade:**

Por fim, na fase de maturidade, embora a empresa já apresente um fluxo de receitas estável e uma posição consolidada, o autor salienta que a inovação continua a ser um fator crítico para garantir a relevância e a competitividade num mercado em constante mudança.

Assim, este conclui que cada fase do ciclo de vida de uma startup requer estratégias de inovação ajustadas às suas especificidades, sublinhando a importância da iteração

contínua e da capacidade de adaptação como elementos-chave para o sucesso sustentável da empresa.

2.4.2 Startups em Portugal

As startups em Portugal têm assumido um papel cada vez mais relevante nos últimos anos, impulsionadas por um ambiente propício, incentivos governamentais e uma cultura empreendedora em expansão.

Segundo a Informa D&B, a IDC e a Startup Portugal (2024), no relatório *Mapping Portugal's Startup Landscape 2024*, existem atualmente 4 719 startups ativas em Portugal, o que representa um aumento de 16 % face ao ano anterior. Entre 2022 e 2023, o crescimento foi de 11 %, evidenciando uma tendência consolidada de expansão no ecossistema empreendedor nacional.

Estas empresas emergentes operam de forma semelhante às startups de outros países, beneficiando simultaneamente das especificidades do contexto nacional e do enquadramento europeu para ganhar destaque (Startup Portugal, 2020).

Em Portugal, as startups dispõem de diversas opções de financiamento:

- Apoios públicos: programas como o Portugal 2020 e o Plano de Recuperação e Resiliência (PRR), que oferecem incentivos financeiros e benefícios fiscais;
- Capital de risco e investimento de business angels: empresas de capital de risco e investidores particulares que financiam startups com elevado potencial de inovação;
- Crowdfunding: plataformas colaborativas, como a PPL, que permitem o financiamento coletivo de projetos inovadores.

O Governo português também disponibiliza regimes fiscais competitivos, entre os quais:

- Regime de Residente Não Habitual (RNH)²: criado em 2009, sofreu alterações com efeitos a 1 de janeiro de 2024, permitindo que até 31 de março de 2025 fosse

² Criado em 2009 para atrair profissionais qualificados e pensionistas estrangeiros, prevendo uma série de benefícios fiscais — como taxa fixa de IRS (20 %) sobre rendimentos de elevado valor acrescentado e isenções sobre alguns rendimentos de fonte estrangeira — por um período de dez anos.

possível requerer os benefícios do regime anterior, desde que cumpridas determinadas condições (por exemplo, contrato de trabalho ou de arrendamento celebrado em 2023), sendo gradualmente substituído por um regime transitório e por uma nova versão focada na inovação e na investigação científica — o denominado RNH 2.0 ou IFICI (Incentivo Fiscal à Investigação Científica e à Inovação), aplicável a partir de 2025;

- O SIFIDE – Sistema de Incentivos Fiscais à I&D Empresarial: permite às empresas — incluindo startups — deduzirem no IRC uma parte dos investimentos realizados em atividades de investigação e desenvolvimento (I&D), promovido com o apoio do IAPMEI e da AICEP (IAPMEI, n.d.; AICEP, n.d.).

Para além dos incentivos financeiros e fiscais, o país dispõe ainda de infraestruturas robustas de apoio à inovação, como incubadoras e aceleradoras que oferecem suporte físico, mentoria e ligação a redes de investidores, nomeadamente:

- *Startup Lisboa* – uma das principais incubadoras da capital;
- *UPTEC* – Parque de Ciência e Tecnologia da U. Porto – vinculado à Universidade do Porto e focado em tecnologia;
- *Beta-i* – aceleradora especializada em inovação colaborativa.
- *IPN incubadora* – Instituto Pedro Nunes, associado à Universidade de Coimbra.

Hausberg e Korreck (2018) definem as incubadoras como entidades de apoio de duração indefinida, que fornecem infraestruturas e serviços em troca de renda (aluguer) ou participação no capital (equity), geralmente sem um foco específico na aceleração rápida. Por outro lado, as aceleradoras operam através de programas de curta duração, com turmas estruturadas (coortes) e investimento inicial de capital, tendo como principal objetivo a rápida escalabilidade dos projetos.

O ecossistema português tem evoluído de forma sustentada graças à articulação entre agentes públicos, privados e internacionais, posicionando Portugal como um polo estratégico de inovação no contexto europeu, atraindo talento e investidores a nível global.

2.4.3 Estudos empíricos

A dissertação intitulada “*Modelo de Previsão de Falências nas PME Portuguesas*” (Vieira, 2020) teve como principal objetivo desenvolver um modelo adaptado à realidade portuguesa, que permitisse antecipar situações de falência de PME’s, dada a sua importância no tecido económico nacional.

O autor defende a necessidade de modelos específicos para as PME portuguesas, capazes de apoiar investidores e gestores na avaliação da sua viabilidade financeira. Para isso, adaptou o modelo de Altman e Sabato (2007), recalibrando os coeficientes com uma amostra emparelhada. O modelo final obteve 92,9% de precisão na previsão da falência de empresas com um ano de antecedência, com um erro tipo I (classificação incorreta de empresas falidas como ativas) de 21,2% e um erro tipo II de 6,8% (empresas ativas classificadas erradamente como falidas).

Adicionalmente, foram também testadas variáveis macroeconómicas, como a taxa de crescimento do Produto Interno Bruto (PIB), a taxa de inflação e as taxas de juro aplicadas a novos financiamentos, e fatores qualitativos, como a localização da empresa e o Código da Atividade Económica (CAE). A análise utilizou duas amostras da base de dados do Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (SABI), compostas por PME’s do setor da indústria transformadora: a primeira, com dados de 2004 a 2019, serviu para desenvolver os modelos preditivos, enquanto a segunda, com dados de 2019 a 2020, permitiu testar a sua robustez. Para reduzir eventuais distorções, foram ainda criadas amostras com intervalos temporais mais curtos. Por fim, com base numa amostra emparelhada de 68 empresas falidas e 68 ativas entre 2019 e 2020, os resultados demonstraram a eficácia da análise discriminante adaptada ao contexto português para a antecipação de falências em Portugal.

A dissertação “*Previsão de Insolvência: A Importância dos Rácios Financeiros e dos Fluxos de Caixa Operacionais*” (Neves, 2014) analisou o impacto dos rácios financeiros e dos fluxos de caixa operacionais na antecipação de situações de insolvência em empresas portuguesas. O estudo baseou-se em duas amostras de empresas portuguesas retiradas da SABI: uma de empresas solventes e outra de empresas em processo de

insolvência, com dados referentes a 2012 e 2013. O estudo procurou compreender se a inclusão dos fluxos de caixa operacionais melhorava a capacidade preditiva dos modelos tradicionais baseados apenas em rácios financeiros.

Os resultados revelaram que tanto os rácios financeiros como os fluxos de caixa operacionais contribuem de modo significativo para a previsão de insolvências em empresas portuguesas. Além disso, a inclusão dos fluxos de caixa operacionais aumentou a capacidade preditiva dos modelos, revelando eficácia na identificação de empresas em risco com uma antecedência de um a dois anos.

No contexto das startups, destaca-se a dissertação de mestrado de Gual (2014), intitulada "*Determinantes da Estrutura de Capital das Startups Portuguesas*", que analisa os fatores que influenciam as decisões de financiamento destas empresas.

Com base na teoria da *pecking order* (Myers & Majluf, 1984), que defende que as empresas dão preferência ao autofinanciamento antes de recorrerem a fontes externas de capital, a autora conclui que as startups portuguesas privilegiam, na sua maioria, o financiamento interno, refletindo aversão ao risco associada à dependência de capital externo, nomeadamente em fases de instabilidade ou incerteza.

A dissertação de Mariana Idelfonso (2023), "*Modelos Preditivos de Insolvência e Falências em Empresas Portuguesas: O Impacto de Indicadores Financeiros e Não Financeiros*", recorre a técnicas avançadas de análise de dados para identificar os principais determinantes da insolvência empresarial em Portugal. O estudo abrangeu uma amostra de 707.291 empresas portuguesas, analisadas entre 2013 e 2022, das quais 64.308 foram identificadas como insolventes ou falidas. Para avaliar a influência dos indicadores financeiros e não financeiros na previsão de insolvência, foram aplicadas metodologias preditivas sofisticadas, com destaque para árvores de decisão baseadas nos algoritmos CART, CHAID e C5.0.

Os resultados confirmam que os indicadores financeiros continuam a ser fundamentais na previsão de situações de insolvência empresarial. No entanto, a inclusão de variáveis não financeiras não se traduziu numa melhoria relevante na capacidade preditiva. Ainda

assim, o modelo desenvolvido permitiu uma taxa de acerto de 82% na distinção entre empresas solventes e insolventes, representando um contributo útil para a tomada de decisões estratégicas e antecipação de riscos financeiros.

Por fim, a dissertação de Flávia Rodrigues (2024), "*Modelos de Previsão de Falências e os Fatores ESG nas Empresas Portuguesas*", explora a incorporação de fatores ambientais, sociais e de governança (ESG) nos modelos de previsão de falências de empresas portuguesas. Com base numa amostra de empresas do setor industrial entre 2012 e 2023, os resultados demonstraram que um melhor desempenho em critérios ESG está associado a menor probabilidade de insolvência, e que a inclusão destas variáveis melhora a precisão dos modelos, reforçando que práticas sustentáveis e uma boa governança empresarial têm um impacto positivo na resiliência financeira. Os resultados sugerem que os fatores ESG devem ser considerados como elementos relevantes na avaliação de risco pelas empresas e investidores.

A tabela seguinte apresenta uma síntese dos estudos nacionais abordados anteriormente sobre a previsão de insolvência em empresas portuguesas. Estes trabalhos distinguem-se pela diversidade de metodologias aplicadas. A sistematização apresentada permite compreender a evolução das abordagens e a sua relevância para o contexto empresarial português.

Tabela 7- Síntese dos Estudos Empíricos Portugueses

Autores	Ano	Título	Metodologia	Amostra	Principais Conclusões	Relevância do Estudo	Instituições
Filipa Neves	2014	Previsão de Insolvência: A Importância dos Rácios Financeiros e dos Fluxos de Caixa Operacionais	Análise dos rácios financeiros e fluxos de caixa operacionais	Empresas portuguesas	Demonstrou que os rácios financeiros e os fluxos de caixa são indicadores-chave para	Salienta a importância de incluir variáveis financeiras na análise de risco.	Universidade do Porto

					previsão de insolvência.		
Ana Gual	2014	Determinantes da Estrutura de Capital das Startups Portuguesas	Estudo quantitativo sobre estrutura de capital	Startups portuguesas	Identificou determinantes financeiros e estruturais da estrutura de capital em startups.	Auxilia a compreender a estrutura financeira das startups.	Universidade Católica Portuguesa
António Vieira	2020	Modelo de Previsão de Falências nas PME Portuguesas	Modelos Estatísticos de previsão	PME portuguesas	Desenvolveu um modelo preditivo específico para falências em PME, com foco em rácios financeiros.	Fundamental para compreender falência em PME no contexto português.	Universidade de Lisboa
Maria Idelfonso	2023	Modelos Preditivos de Insolvência e Falências em Empresas Portuguesas: O Impacto de Indicadores Financeiros e Não Financeiros	Modelos preditivos com indicadores financeiros e não financeiros	Empresas portuguesas	Concluiu que indicadores não financeiros continuam a ser determinantes e que as variáveis não financeiras, embora relevantes, não melhoraram significativamente a capacidade preditiva global.	Relevante para ampliar a análise além dos dados financeiros.	Instituto Universitário de Lisboa

Flávia Rodrigues	2024	Modelos de Previsão de Falências e os Fatores ESG nas Empresas Portuguesas	Modelos de previsão de falência integrando fatores ESG	Empresas portuguesas	Integrar fatores ESG melhora a precisão na previsão de falências	Contribui para o enfoque atual em sustentabilidade e responsabilidade.	Universidad e do Minho
------------------	------	--	--	----------------------	--	--	------------------------

Fonte: Elaboração Própria

3. METODOLOGIA

A presente investigação enquadra-se numa abordagem quantitativa, empírica e explicativa, centrada na análise da relação entre rácios financeiros e a probabilidade de insolvência em empresas portuguesas do setor da biotecnologia. Adotou-se uma estratégia de investigação não experimental, com recurso a dados secundários extraídos da base de dados SABI, que reúne informação contabilística e financeira de empresas portuguesas e espanholas.

Para a análise empírica foi aplicada a regressão logística binária, técnica estatística adequada para modelar variáveis dependentes dicotómicas, permitindo estimar o impacto de variações nos rácios financeiros sobre a probabilidade de ocorrência de insolvência. Este método não avalia diferenças diretas entre médias de rácios em empresas solventes e insolventes, mas identifica a associação estatística entre cada indicador e o risco de insolvência.

3.1 Caracterização da População e Tratamento dos Dados

Os dados utilizados nesta investigação foram obtidos a partir da base de dados SABI. Para a definição da amostra inicial, foram estabelecidos três critérios de seleção que asseguraram a pertinência e a comparabilidade das entidades incluídas. O primeiro critério consistiu na identificação de empresas com o CAE 72110 – Investigação e Desenvolvimento em Biotecnologia, de modo a garantir a coerência setorial da análise. O segundo critério determinou a inclusão apenas de empresas constituídas e operantes entre 1 de janeiro de 2013 e 31 de dezembro de 2023, assegurando a consistência temporal das observações ao longo de um período de dez anos. Por fim, o terceiro critério considerou as empresas que, na base de dados, apresentavam o estado jurídico “Ativa”, “Temporariamente Inativa”, “Insolvência/Trâmites de Composição”, “Encerramento Legal”, “Dissolução”, “Liquidação”, “Extinção” ou “Aquisição”, permitindo incluir tanto entidades em funcionamento regular como aquelas em processo de cessação de atividade.

A aplicação cumulativa destes critérios resultou na identificação de 217 empresas pertencentes ao setor de biotecnologia em Portugal, constituindo a amostra inicial .

Tabela 8- Distribuição das Empresas por Estado de Atividade

Estado da Empresa	Nº de Empresas	Percentagem (%)
Ativas	161	74,10%
Temporariamente Inativa, Insolvência/Trâmites de Composição, Encerramento Legal, Dissolução, Liquidação, Extinção ou Aquisição	56	25,90%
Total	217	100 %

Fonte: Elaboração Própria

Após a definição da amostra inicial, procedeu-se a um rigoroso processo de tratamento e validação dos dados, com o propósito de assegurar a consistência, a completude e a fiabilidade da informação recolhida. Esta etapa envolveu a verificação detalhada dos ficheiros extraídos da base de dados SABI, a avaliação da disponibilidade de informação contabilística e financeira e a confirmação da conformidade das empresas relativamente aos critérios de inclusão previamente estabelecidos.

Durante a análise preliminar, constatou-se que diversas empresas em situação de dissolução ou insolvência e até mesmo ativas apresentavam lacunas temporais significativas nos seus registos financeiros — nomeadamente casos em que a dissolução foi declarada num determinado ano (por exemplo, 2018), mas o último exercício contabilístico disponível datava de anos anteriores (como 2015). Estas inconsistências comprometem a comparabilidade das observações e a integridade temporal da base de dados, razão pela qual tais entidades foram excluídas da amostra.

Verificou-se ainda a existência de uma empresa com sede registada fora do território nacional, apesar de exercer atividade económica em Portugal. Atendendo a que o estudo se restringe a empresas de nacionalidade portuguesa, esta observação foi removida, reduzindo o número de entidades consideradas para 216.

Num segundo momento, identificaram-se 55 empresas sem registos financeiros válidos em todo o intervalo temporal definido (2013–2023). Em tais casos, a ausência integral de informação inviabilizava o cálculo dos rácios e comprometia a robustez estatística do modelo. Consequentemente, estas empresas foram também eliminadas da base de dados.

Cumprе salientar que, embora o terceiro critério de seleção inicialmente definido previsse a inclusão de empresas com múltiplos estados de atividade — *Ativa, Temporariamente Inativa, Insolvência/Trâmites de Composição, Encerramento Legal, Dissolução, Liquidação, Extinção e Aquisição* —, a extração efetiva dos dados resultou apenas em entidades classificadas como *Ativa, Dissolução, Insolvência e Temporariamente Inativa*. No entanto, as empresas temporariamente inativas, fazem parte das 55 empresas que não apresentaram qualquer registo financeiro válido no horizonte temporal considerado, o que impossibilitou a análise e o cálculo dos rácios.

Assim, a amostra final utilizada na análise empírica é composta por 161 empresas portuguesas do setor da biotecnologia, abrangendo tanto entidades em atividade regular como empresas em processo de dissolução ou insolvência. Conforme se apresenta na Tabela 9, a maioria das empresas analisadas encontra-se em funcionamento ativo (119 empresas, correspondendo a 73,9% do total), enquanto 42 empresas (26,1%) se encontram em situação de dissolução ou insolvência.

A inclusão da dissolução na mesma categoria da insolvência (valor 1 da variável dependente) justifica-se pelo facto de, no contexto da base SABI, a dissolução corresponder à cessação de atividade e saída definitiva do mercado. Contudo, como não é possível distinguir dissoluções voluntárias de reestruturação de dissoluções associadas a dificuldades financeiras, esta opção constitui uma limitação e deve ser interpretada com cautela.

Tabela 9- Distribuição das Empresas por Estado de Atividade Após a Seleção dos Critérios

Estado da Empresa	Nº de Empresas	Percentagem (%)
Ativas	119	73,9%

Em Dissolução e/ou Insolvência	42	26,1%
Total	161	100 %

Fonte: Elaboração Própria

3.2 Variável Dependente

A variável dependente corresponde ao estado de solvência da empresa, sendo de natureza dicotómica. Esta variável foi construída de modo a distinguir entre empresas solventes (em atividade regular) e empresas insolventes ou em dissolução, permitindo avaliar a probabilidade de ocorrência de insolvência em função dos rácios financeiros selecionados. Assim, a variável assume o valor 1 quando a empresa se encontra em situação de insolvência ou dissolução, e o valor 0 quando a empresa se encontra ativa.

3.3 Variável Independente

Da revisão da literatura efetuada, constata-se que não existe um modelo teórico universalmente aceite para a seleção das variáveis independentes em estudos de previsão de insolvência. Os investigadores têm recorrido a diferentes combinações de rácios financeiros, ajustando as variáveis às características dos contextos empresariais analisados e à disponibilidade de informação contabilística.

Autores de referência, como Altman (1968), Ohlson (1980) e Altman e Sabato (2007), recorreram à utilização de diversos rácios financeiros nos seus modelos, abrangendo indicadores de liquidez, rentabilidade, alavancagem, eficiência e estrutura de capitais, com o propósito de captar distintas dimensões do desempenho económico e da estabilidade financeira das empresas.

Tendo em conta a revisão da literatura e as especificidades do setor em estudo, foram selecionados para a presente investigação os seguintes rácios financeiros:

- Rácio de Liquidez Corrente (Ativo Corrente / Passivo Corrente);
- Rácio de Rentabilidade dos Ativos (Resultado Líquido / Ativo Total);

- Rácio de Solvabilidade (Capitais Próprios / Ativo Total);
- Rácio de Alavancagem Financeira [(Passivo Total – Médio e Longo Prazo + Dívidas Financeiras de Curto Prazo) / Capitais Próprios].

A fórmula do rácio de alavancagem requer uma nota adicional, pois a sua expressão foi utilizada conforme consta na fonte de dados SABI.

Para facilitar a compreensão das variáveis incluídas no modelo de regressão logística, apresenta-se de seguida, a Tabela 10, que é uma síntese das respetivas fórmulas de cálculo, significado económico e sinal esperado segundo a literatura especializada.

Tabela 10- Variáveis Financeiras Utilizadas no Modelo

Variável	Fórmula	Sig. Económico	Sinal Esperado (Literatura)
Rácio Liquidez Corrente (RLC)	Ativo Corrente / Passivo Corrente	Avalia a capacidade da empresa cumprir obrigações de curto prazo	Negativo (maior liquidez = menor probabilidade de insolvência)
Rácio Rentabilidade (RR)	Resultado Líquido / Ativo Total	Mede a eficiência dos ativos na geração de resultados	Negativo (maior rentabilidade = menor probabilidade de insolvência)
Rácio Solvabilidade (RS)	Capitais Próprios / Ativo Total	Reflete a capacidade de absorção de perdas e autonomia financeira	Negativo (maior solvabilidade = menor probabilidade de insolvência)
Rácio Alavancagem Financeira (RA)	[(Passivo Total – Médio e Longo Prazo + Dívidas Financeiras de Curto Prazo) / Capitais Próprios]	Indica dependência de capital alheio e risco financeiro estrutural	Positivo (maior alavancagem = maior probabilidade de insolvência)

Fonte: Elaboração Própria

3.4 Hipóteses de Investigação

A definição das hipóteses de investigação baseia-se na revisão da literatura e na análise empírica previamente desenvolvida. Atendendo à dimensão limitada da amostra e ao número reduzido de empresas insolventes consideradas ($n = 42$), optou-se por construir um conjunto de hipóteses equilibrado e coerente, focado nos rácios financeiros com maior fundamentação teórica e evidência empírica na literatura.

Assim, foram estabelecidas quatro hipóteses principais, que traduzem os efeitos diretos dos rácios de liquidez, rentabilidade, solvabilidade e alavancagem sobre a probabilidade de ocorrência de insolvência. Adicionalmente, foi formulada uma hipótese de carácter exploratório, destinada a examinar as possíveis interações entre estes rácios financeiros, com o intuito de verificar se combinações específicas de indicadores podem contribuir para uma melhor compreensão do fenómeno em análise.

H1: O rácio de liquidez corrente apresenta uma relação significativa com a probabilidade de insolvência das empresas do setor da biotecnologia.

H2: O rácio de rentabilidade dos ativos está negativamente associado à probabilidade de insolvência.

H3: O rácio de solvabilidade influencia significativamente a probabilidade de insolvência das empresas.

H4: O rácio de alavancagem financeira tem um efeito positivo sobre a probabilidade de insolvência.

H5 (Hipótese Exploratória): As interações entre rácios financeiros (por exemplo, entre liquidez, rentabilidade e solvabilidade) influenciam a probabilidade de insolvência.

3.5 Modelo de Previsão

O modelo de previsão tem como propósito avaliar se os rácios financeiros definidos anteriormente apresentam capacidade explicativa e preditiva relativamente à probabilidade de uma empresa vir a entrar em situação de insolvência. Conforme descrito na secção metodológica, recorreu-se à aplicação de um modelo de regressão logística binária, técnica amplamente utilizada na literatura por permitir estimar a probabilidade

de ocorrência de um evento dicotômico — neste caso, a insolvência/dissolução (1) ou a continuidade da atividade (0).

A Tabela 11 apresenta a matriz de classificação utilizada para avaliar o desempenho do modelo na identificação da situação das empresas. Esta matriz permite comparar os resultados previstos com a situação real das entidades, distinguindo entre verdadeiros positivos, verdadeiros negativos, falsos positivos e falsos negativos. Desta forma, é possível analisar de forma objetiva a capacidade do modelo para identificar corretamente casos de insolvência, bem como a sua propensão para gerar classificações incorretas

Esta matriz permite identificar quatro categorias principais de resultados:

- Verdadeiros Positivos (VP) – empresas corretamente classificadas como insolventes;
- Falsos Positivos (FP) – empresas classificadas como insolventes, mas que na realidade são solventes;
- Verdadeiros Negativos (VN) – empresas corretamente classificadas como solventes;
- Falsos Negativos (FN) – empresas classificadas como solventes, mas que são efetivamente insolventes.

Com base nestes valores, são calculadas várias métricas de desempenho do modelo:

- Accuracy: proporção de classificações corretas (VP + VN) em relação ao total de observações;
- True Positive Rate (Sensibilidade): mede a capacidade do modelo em identificar corretamente as empresas insolventes, ou seja, $VP / (VP + FN)$;
- True Negative Rate (Especificidade): indica a capacidade de identificar corretamente as empresas solventes, ou seja, $VN / (VN + FP)$;

- Precision (Precisão): mede a proporção de empresas efetivamente insolventes entre todas as classificadas como insolventes, ou seja, $VP / (VP + FP)$.

Essas métricas fornecem uma visão detalhada sobre o equilíbrio entre a capacidade do modelo em detetar casos positivos (insolvências) e a sua tendência para classificar incorretamente empresas solventes como insolventes.

Tabela 11- Matriz de Classificação

Observado	Predito	
	Situação Atual (0) = Ativa	Situação Atual (1) = Insolvência/Dissolução
Situação Atual (0) = Ativa	VN (Verdadeiro Negativo)	FP (Falso Positivo)
Situação Atual (1) = Insolvência/Dissolução	FN (Falso Negativo)	VP (Verdadeiro Positivo)

Fonte: Elaboração Própria

Após a análise da matriz de classificação apresentada na Tabela 11, procede-se à avaliação do Modelo Nulo.

A Tabela 12 apresenta os seus resultados, permitindo observar a percentagem de acertos quando o modelo não incorpora rácios financeiros como variáveis explicativas.

Tabela 12- Matriz de Classificação- Modelo Nulo

Observado	Predito		Percentagem de Acerto
Step 0	Situação Atual = (0)	Situação Atual = (1)	
Situação Atual = (0)	119	0	100%
Situação Atual = (1)	42	0	0.0%
Percentagem Total			73,9%

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 12 mostra que o Modelo Nulo apresenta uma capacidade preditiva bastante limitada, uma vez que classifica todas as empresas como estando na situação “Ativa”. Assim, o modelo acerta na totalidade dos casos em que as empresas se encontram efetivamente ativas (100%), mas não identifica nenhum dos 42 casos reais de insolvência, resultando numa taxa de acerto de 0% para esta categoria. A taxa global de acerto é de então 73,9%.

Após a apresentação do Modelo Nulo, procede-se à estimação do Modelo com Variáveis Explicativas, no qual se introduzem os rácios financeiros selecionados como variáveis independentes.

A Tabela 13 apresenta a nova matriz de classificação, refletindo a melhoria obtida com a inclusão das variáveis explicativas.

Tabela 13- Matriz de Classificação- Modelo com Variáveis Explicativas

Observado	Predito		Percentagem de Acerto
Step 1	Situação Atual = (0)	Situação Atual (1)	
Situação Atual = (0)	118	1	99,2%
Situação Atual = (1)	30	12	28,6%
Percentagem Total			80,7%

Fonte: Elaboração Própria

Os resultados da tabela 13 evidenciam uma taxa global de acerto de 80,7%, o que significa que o modelo classificou corretamente 80,7% das empresas incluídas na amostra. No entanto, a sensibilidade — isto é, a capacidade do modelo para identificar corretamente as empresas insolventes — foi de apenas 28,6%, enquanto a especificidade, que corresponde à proporção de empresas solventes corretamente identificadas, atingiu 99,2%.

Estes resultados indicam que o modelo é eficaz na identificação de empresas solventes, mas apresenta um desempenho mais limitado na previsão de situações de insolvência, o que é comum em amostras desequilibradas, nas quais o número de empresas solventes é substancialmente superior ao de empresas insolventes.

A Tabela 14 apresenta o resumo estatístico do modelo, incluindo os valores de $-2LL$ (-2 log likelihood), a estatística de Cox & Snell e o R^2 de Nagelkerke, que permitem avaliar a qualidade do ajustamento global.

Tabela 14- Resumo do Modelo

Step	-2 Loglikelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
1	150.975 ^a	0.190	0.278

Fonte: Elaboração Própria

Os valores apresentados na Tabela 14, permitem concluir que o modelo apresenta um nível de ajustamento global considerado aceitável. O valor de $-2LL$ (150,975) evidencia uma melhoria do modelo em relação ao modelo nulo. Além disso, os coeficientes de Cox & Snell (0,190) e de Nagelkerke (0,278) indicam um poder explicativo moderado do modelo, revelando que, embora não explique totalmente o fenómeno em análise, apresenta capacidade preditiva relevante e estatisticamente significativa para o estudo.

Para avaliar a qualidade do ajustamento do modelo de regressão logística, recorreu-se ao teste de Hosmer e Lemeshow, um procedimento estatístico amplamente utilizado para verificar a correspondência entre as frequências observadas e as frequências esperadas da variável dependente. Este teste permite identificar eventuais discrepâncias no desempenho preditivo do modelo, especialmente no que diz respeito à sua capacidade de classificar corretamente os diferentes grupos de probabilidade. A Tabela 15 apresenta os resultados obtidos para este teste:

Tabela 15- Teste de Hosmer e Lemeshow

Step	Chi-square	df	Sig.
1	16.697	8	0.033

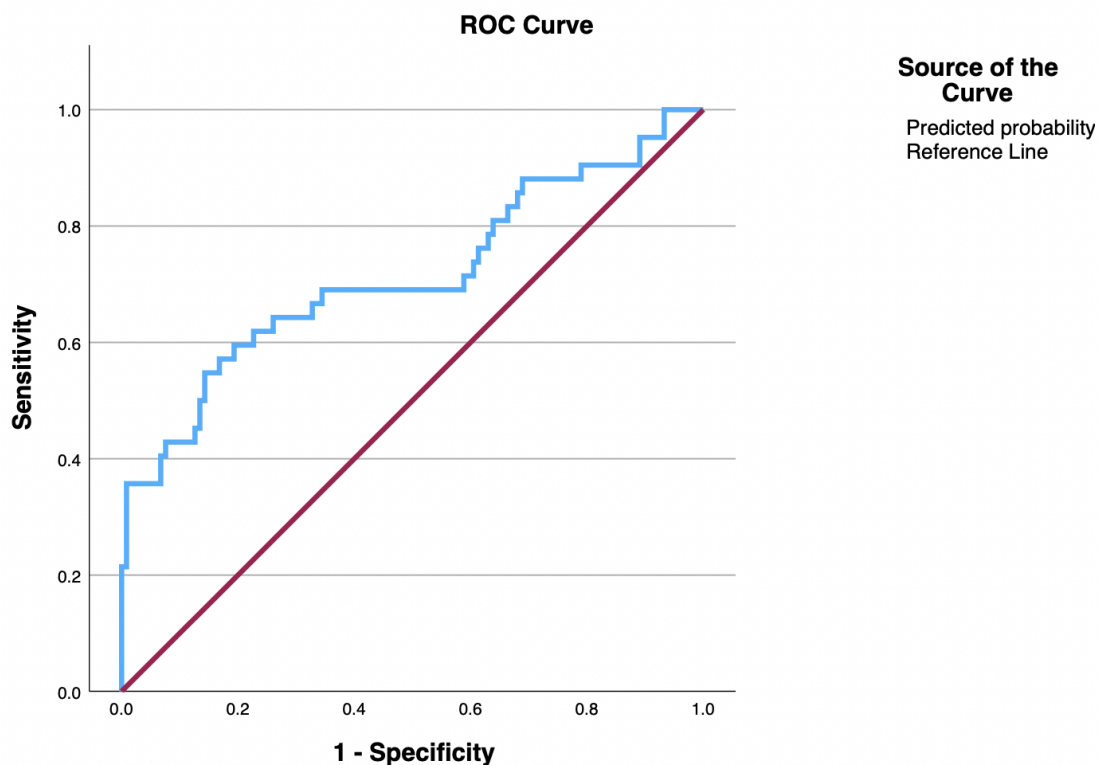
Fonte: Elaboração Própria

O teste de Hosmer-Lemeshow apresentou um valor de $p=0,033$, indicando, a um nível de significância de 5%, que o modelo não se ajusta adequadamente aos dados ($p < 0,05$). Este resultado confirma a existência de um mau ajustamento, em linha com a fraca capacidade preditiva já observada, particularmente no que respeita à previsão correta da categoria “1”. Assim, o teste reforça as limitações anteriormente identificadas no desempenho global do modelo.

Para complementar a análise da qualidade do ajustamento e a validade do modelo de regressão logística, foi efetuada a avaliação da Curva ROC (Receiver Operating Characteristic), uma ferramenta amplamente utilizada na literatura para medir a capacidade discriminatória de modelos binários. De acordo com Hosmer e Lemeshow (2000), a curva ROC representa a relação entre a sensibilidade (taxa de verdadeiros positivos) e $1 -$ especificidade (taxa de falsos positivos) para todos os limiares possíveis de decisão. O seu objetivo é avaliar até que ponto o modelo é capaz de distinguir corretamente as observações pertencentes a cada categoria da variável dependente — neste caso, empresas solventes e insolventes/dissolução.

O Gráfico 1 apresenta a curva ROC obtida para o modelo de regressão logística estimado. Observa-se que a curva se encontra claramente acima da linha diagonal de referência, o que indica que o modelo apresenta capacidade discriminatória superior ao acaso.

Gráfico 1- Curva do ROC do Modelo de Regressão Logística



Fonte: Retirado do SPSS

Este resultado é confirmado pela Tabela 16, que sintetiza a área sob a curva (AUC – Area Under the Curve) e os respetivos parâmetros estatísticos. A AUC registada é de 0,714, com um erro padrão de 0,052 e um intervalo de confiança de 95% entre 0,612 e 0,817, sendo o valor de significância assintótica $p < 0,001$, o que demonstra que a área é estatisticamente diferente de 0,5 (valor esperado num modelo sem capacidade preditiva).

Tabela 16- Area Under the Curve

Asymptotic 95% Confidence Interval				
Area	Std. Error ^a	Asymptotic Sig. ^b	Lower Bound	Upper Bound

0.714	0.052	0.000	0.612	0.817
-------	-------	-------	-------	-------

Fonte: Elaboração Própria

Para garantir a fiabilidade dos resultados obtidos, foi realizado um diagnóstico de multicolinearidade, com o objetivo de verificar se existe correlação excessiva entre as variáveis independentes incluídas no modelo.

A Tabela 17 apresenta os resultados obtidos do mesmo, através do cálculo dos fatores de inflação da variância (VIF – Variance Inflation Factor), sendo que valores superiores a 10 indicam a presença de colinearidade elevada entre variáveis independentes, o que pode comprometer a estabilidade das estimativas do modelo (Hair et al., 1998).

Tabela 17- Diagnóstico de Multicolinearidade

Model	Collinearity Tolerance	Statistics VIF	
1	RLC	0.62	16.077
	RR	0.003	339.813
	RS	0.003	309.203
	RA	0.019	53.248
	RLC_RR	0.009	111.930
	RLC_RS	0.017	60.298
	RLC_RA	0.003	357.076
	RR_RS	0.003	357.013
	RR_RA	0.003	386.239
	RS_RA	0.003	291.394

	RLC_RR_RS	0.007	145.687
	RLC_RR_RA	0.016	63.735
	RLC_RS_RA	0.003	299.435
	RR_RS_RA	0.002	440.782

Fonte: Elaboração Própria

No presente estudo, verificou-se que os valores de VIF atingem níveis muito elevados — na ordem das centenas —, evidenciando colinearidade severa entre os preditores, sobretudo devido à inclusão dos termos de interação de ordem superior. A introdução destas interações aumenta substancialmente a correlação entre variáveis, conduzindo a instabilidade nos coeficientes e reduzindo a fiabilidade da interpretação individual dos mesmos.

Deste modo, conclui-se que a multicolinearidade constitui uma limitação inerente à especificação do modelo, não sendo possível eliminá-la completamente sem comprometer a capacidade explicativa e preditiva do mesmo. Esta situação é comum em modelos que incluem múltiplos termos de interação, sobretudo quando as variáveis apresentam correlações estruturais elevadas, como é o caso dos rácios financeiros utilizados.

Devido ao reduzido número de observações negativas (valores "1"), não é viável realizar validação cruzada nem proceder à divisão da amostra em conjuntos de treino e teste. Mesmo considerando a base de dados completa, o número de observações por variável já é limitado — idealmente, seriam necessárias cerca de dez observações positivas por variável para garantir uma estimação estatisticamente robusta. Assim, qualquer fragmentação adicional da amostra comprometeria ainda mais a validade dos resultados.

De forma geral, testes de robustez são aplicados quando os resultados obtidos são satisfatórios, com o objetivo de verificar se estes se mantêm sob diferentes especificações.

No entanto, quando o ajustamento do modelo já se revela insatisfatório, a realização de testes de robustez perde relevância estatística e interpretativa.

As interações incluídas no modelo correspondem a produtos simples entre as variáveis consideradas.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Após a validação global do modelo de regressão logística, realizou-se a análise detalhada dos coeficientes estimados para cada variável independente, com o propósito de verificar as hipóteses de investigação definidas.

Numa primeira fase, os rácios foram analisados de forma individual. No entanto, constatou-se que, quando considerados isoladamente, não apresentavam níveis de significância estatística suficientemente robustos para sustentar conclusões consistentes. Por esse motivo, optou-se por criar variáveis de interação entre os diferentes rácios, com o intuito de examinar se as combinações entre indicadores financeiros poderiam melhorar o poder preditivo do modelo e evidenciar relações mais complexas entre as dimensões económico-financeiras.

Estas variáveis de interação foram obtidas através do produto simples dos rácios, permitindo captar efeitos conjuntos, entre os indicadores analisados. Consideraram-se interações até à terceira ordem, o que significa que foram incluídas todas as combinações possíveis entre pares de rácios e entre trios de rácios, com o objetivo de identificar eventuais efeitos cruzados na explicação do fenómeno da insolvência.

Para ilustrar o processo de construção destas variáveis, apresenta-se na Tabela 18, o exemplo da empresa *350PPM Biotech, Unipessoal, Lda*, em que os rácios financeiros e as respetivas interações assumem os seguintes valores:

Tabela 18- Exemplo de Cálculo das Variáveis de Interação entre Rácios Financeiros

Variável	Cálculo	Resultado
RLC	-----	1.62
RR	-----	-0.50
RS	-----	0.38
RA	-----	0.00

RLC_RR	1.62 x (-0.50)	-0.81
RLC_RS	1.62 x 0.38	0.62
RLC_RA	1.62 x 0.00	0.00
RR_RS	-0.50 x 0.38	-0.19
RR_RA	-0.50 x 0.00	0.00
RS_RA	0.38 x 0.00	0.00
RLC_RR_RS	1,62 x (-0.50) x 0.38	-0.31
RLC_RR_RA	1.62 x (-0.50) x 0.00	0.00
RLC_RS_RA	1.62 x 0.38 x 0.00	0.00
RR_RS_RA	-0.50 x 0.38 x 0.00	0.00

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 19 apresenta os valores dos coeficientes (B), as estatísticas de Wald, os níveis de significância (Sig.) e os *odds ratios* (Exp(B)), permitindo avaliar o contributo de cada rácio financeiro para a probabilidade de uma empresa se encontrar em situação de insolvência ou dissolução.

Tabela 19- Variáveis no Modelo

	B	S.E.	Wald	Sig.	Exp (B)	95 % C.I. for EXP (B)	
						Lower	Upper
RLC	0.053	0.034	2.502	0.114	1.055	0.987	1.127
RR	-0.469	0.309	2.301	0.129	0.625	0.341	1.147
RS	0.729	0.393	3.438	0.064	2.073	0.959	4.480
RA	0.095	0.132	0.512	0.474	1.099	0.848	1.425
RLC_RR	0.040	0.035	1.257	0.262	1.040	0.971	1.115
RLC_RS	-0.067	0.042	2.492	0.114	0.935	0.861	1.016
RLC_RA	-0.037	0.019	3.863	0.049	0.963	0.928	1.000
RR_RS	0.033	0.033	1.002	0.317	1.034	0.969	1.103
RR_RA	0.631	0.394	2.568	0.109	1.879	0.869	4.066
RS_RA	-0.354	0.262	1.830	0.176	0.702	0.420	1.172
RLC_RR_RS	-0.003	0.002	2.071	0.150	0.997	0.993	1.001

RLC_RR_RA	-0.052	0.038	1.851	0.174	0.950	0.881	1.023
RLC_RS_RA	0.114	0.051	4.897	0.027	1.121	1.013	1.239
RR_RS_RA	0.035	0.052	0.437	0.509	1.036	0.934	1.149
Constant	-1.750	0.327	28.611	<0.001	0.174		

Fonte: Elaboração Própria

O rácio de liquidez corrente (RLC), apresentado na Tabela 19, evidencia um coeficiente positivo ($B = 0,053$), embora estatisticamente não significativo ao nível de 5% ($p = 0,114$). Este resultado indica que, quando analisada isoladamente, a liquidez corrente não exerce um efeito estatisticamente relevante sobre a probabilidade de insolvência.

O rácio de rentabilidade (RR), apresentado na Tabela 19, evidencia um coeficiente negativo ($B = -0,469$), embora estatisticamente não significativo ao nível de 5% ($p = 0,129$). O sinal negativo está em linha com a teoria financeira, sugerindo que empresas com maior rentabilidade tendem a apresentar menor probabilidade de insolvência.

O rácio de solvabilidade (RS), apresentado na Tabela 19, apresenta um coeficiente positivo ($B = 0,729$) e marginalmente significativo ($p = 0,064$). Este resultado sugere que níveis mais elevados deste rácio podem estar associados a um aumento da probabilidade de insolvência. Embora tal relação possa parecer contraintuitiva, é possível que traduza diferenças estruturais entre empresas com elevado grau de endividamento e reduzida capacidade de cobertura dos passivos.

Relativamente ao rácio de autonomia financeira (RA), também apresentado na Tabela 19, observa-se um coeficiente positivo ($B = 0,095$) e estatisticamente não significativo ($p = 0,474$). Apesar de o sinal positivo contrariar a relação teórica esperada — segundo a qual uma maior autonomia financeira tende a reduzir o risco de insolvência —, a falta de significância estatística impede a formulação de conclusões consistentes quanto ao seu impacto isolado.

No que respeita às interações entre rácios, observam-se alguns efeitos estatisticamente relevantes. A interação RLC_RA (liquidez e autonomia financeira) apresenta coeficiente negativo ($B = -0,037$) e é significativa ao nível de 5% ($p = 0,049$) (cf. Tabela 19). Este resultado indica que a combinação de maior liquidez com maior autonomia financeira

contribui para reduzir a probabilidade de insolvência, reforçando a importância de uma estrutura de capitais equilibrada e da capacidade de resposta a curto prazo.

De igual modo, a interação RLC_RS_RA (liquidez, solvabilidade e autonomia financeira) apresenta coeficiente positivo ($B = 0,114$) e significância estatística de 5% ($p = 0,027$) (cf. Tabela 19). Este efeito sugere que a relação conjunta entre estas três dimensões financeiras aumenta ligeiramente a probabilidade de insolvência, possivelmente refletindo situações de empresas com liquidez elevada, mas dependentes de capitais alheios, o que poderá indiciar desequilíbrio estrutural.

As restantes interações —RLC_RR, RLC_RS, RR_RA, RS_RA, RLC_RR_RS, RLC_RR_RA e RR_RS_RA — não apresentam significância estatística ($p > 0,05$), embora os sinais dos coeficientes revelem tendências consistentes com a literatura (cf. Tabela 19). Por exemplo, as interações que envolvem o rácio de rentabilidade (RR) tendem a apresentar coeficientes negativos, sugerindo que níveis mais elevados de rentabilidade, quando combinados com liquidez ou solvabilidade, estão associados a menor risco de insolvência.

Por fim, a constante do modelo é negativa ($B = -1,750$) e altamente significativa ($p < 0,001$), o que indica que, na ausência de variações nos rácios financeiros, a probabilidade base de insolvência é reduzida ($\text{Exp}(B) = 0,174$) (cf. Tabela 19).

De forma global, os resultados demonstram que os efeitos mais relevantes ocorrem nas interações entre rácios, confirmando que a interpretação conjunta das dimensões financeiras — em particular, a relação entre liquidez e autonomia financeira — possui maior capacidade explicativa do que a análise isolada de cada indicador. Assim, a evidência empírica reforça a conclusão de que o risco de insolvência depende da estrutura combinada de liquidez, endividamento e rentabilidade, e não apenas de uma dimensão financeira individual.

Com base nos resultados apresentados na Tabela 19, procede-se à análise das hipóteses formuladas, avaliando o sinal e a significância estatística dos coeficientes associados a cada rácio financeiro e respetivas interações.

H1 — Propunha que o RLC teria uma relação significativa com a probabilidade de insolvência, que não foi confirmada. Embora o coeficiente apresente um sinal positivo ($B = 0,053$; $p = 0,114$) (cf. Tabela 19), o valor de significância é superior ao limiar de 0,05, indicando ausência de evidência estatística robusta. Este resultado sugere que a liquidez corrente, quando analisada isoladamente, não constitui um indicador fiável para antecipar situações de insolvência neste setor. Tal pode dever-se ao facto de algumas empresas manterem níveis de liquidez temporariamente elevados devido a capitais de curto prazo ou ao financiamento externo.

H2 — Relativa ao impacto negativo da RR na probabilidade de insolvência, também não obteve suporte estatístico ($p = 0,129$) (cf. Tabela 19). Apesar do sinal negativo estar em consonância com a teoria financeira, a ausência de significância sugere que, no setor da biotecnologia, a rentabilidade isolada não constitui um fator preditivo suficiente, possivelmente devido à elevada volatilidade dos resultados líquidos e ao carácter intensivo em investimento deste tipo de empresas.

H3 — Previa um efeito significativo do RS na probabilidade de insolvência, não foi confirmada de forma estatisticamente robusta ($B = 0,729$; $p = 0,064$) (cf. Tabela 19). O sinal positivo do coeficiente contraria a expectativa teórica, segundo a qual empresas com maior proporção de capitais próprios estariam menos propensas à insolvência.

H4 — Sugeria um efeito positivo do RA sobre a probabilidade de insolvência, os resultados também não evidenciaram significância estatística ($B = 0,095$; $p = 0,474$) (cf. Tabela 19). O sinal positivo do coeficiente confirma o sentido teórico da relação — maior endividamento implica maior risco —, mas a ausência de significância indica que este efeito não é estatisticamente relevante no contexto das empresas analisadas

H5 — Avaliava o impacto das interações entre rácios financeiros, obteve suporte parcial. Algumas combinações revelaram significância estatística, nomeadamente as interações RLC_RA ($p = 0,049$) e RLC_RS_RA ($p = 0,027$) (cf. Tabela 19), sugerindo que a relação entre liquidez, solvabilidade e alavancagem exerce um efeito conjunto relevante sobre a probabilidade de insolvência. Estes resultados indicam que as variáveis financeiras não

atuam de forma independente, mas sim interligada, reforçando a utilidade de modelos que integrem efeitos cruzados na previsão de falências empresariais.

A Tabela 20 apresenta uma síntese das variáveis financeiras incluídas no modelo de regressão logística, especificando as fórmulas de cálculo, o significado económico, as hipóteses associadas, bem como o sinal esperado segundo a literatura e o sinal efetivamente obtido na análise empírica.

Tabela 20- Síntese das variáveis, hipóteses e resultados empíricos

Variável	Fórmula	Sig. Económico	Hipótese	Sinal Esperado	Sinal Obtido
Liquidez Corrente (RLC)	Ativo Corrente / Passivo Corrente	Capacidade de cumprir obrigações de curto prazo	H1	-	+
Rentabilidade dos Ativos (ROA)	Resultado Líquido/ Ativo Total	Grau de eficiência na utilização dos ativos	H2	-	-
Solvabilidade (RS)	Capitais Próprios/Ativo Total	Estrutura financeira e capacidade de suportar endividamento	H3	-	+
Alavancagem (RA)	((Passivo Total- Médio e Longo Prazo + Dividas Financeiras de Curto Prazo) /Capitais Próprios)	Dependência de capital alheio, pressão financeira estrutural	H4	+	+

Fonte: Elaboração Própria

A Tabela 20 confirma que H1, H2, H3 e H4 não obtiveram suporte estatístico, apesar de os sinais dos coeficientes serem, na maioria dos casos, consistentes com a teoria. Este resultado sugere que, embora as direções esperadas das relações tenham sido observadas,

a magnitude e robustez dos efeitos não foram suficientes para validar empiricamente as hipóteses propostas. Assim, as variáveis analisadas não demonstraram impacto estatisticamente significativo sobre a probabilidade de sucesso das empresas, embora algumas interações entre rácios (H5) tenham revelado efeitos significativos.

A evidência empírica revela associações relevantes entre estrutura financeira e insolvência, mas o modelo deve ser considerado exploratório, dada a reduzida dimensão da amostra, forte multicolinearidade e baixa sensibilidade na identificação de empresas insolventes.

5 LIMITAÇÕES

O presente estudo apresenta um conjunto de limitações que importa reconhecer, pois podem influenciar a generalização e a interpretação dos resultados obtidos.

Em primeiro lugar, destaca-se a dependência de dados históricos, uma vez que o modelo preditivo assenta em rácios financeiros passados. Esta limitação, amplamente referida na literatura, resulta do facto de os dados históricos poderem não refletir com precisão as alterações mais recentes nas condições económicas, setoriais ou regulamentares, reduzindo, assim, a capacidade de adaptação do modelo a novos contextos empresariais.

Outra limitação relevante prende-se com a dimensão reduzida da amostra. Um número mais alargado de empresas — especialmente daquelas que se encontram em situação de insolvência — permitiria obter resultados estatisticamente mais robustos e representativos, sobretudo se todas dispusessem de informação financeira completa e consistente.

Acresce a heterogeneidade dos padrões contabilísticos observada entre as empresas da amostra. Embora todas atuem no mesmo setor de atividade, verificam-se diferenças significativas nas práticas de reporte e registo contabilístico, o que pode introduzir distorções nos rácios financeiros analisados e, conseqüentemente, afetar a fiabilidade do modelo preditivo.

Importa ainda salientar que os rácios financeiros analisados isoladamente podem não captar, de forma integral, a complexidade do fenómeno da insolvência, sobretudo no caso de startups tecnológicas. Fatores como a qualidade da equipa de gestão, a dependência de um único cliente, o grau de inovação do produto ou a resiliência do modelo de negócio exercem frequentemente um papel determinante na sobrevivência ou no colapso destas empresas, mas não se refletem nos rácios financeiros tradicionais. Embora constituam indicadores relevantes, o seu poder preditivo é limitado quando considerados de forma independente, uma vez que a insolvência resulta da interação entre múltiplos fatores financeiros e não financeiros.

Deve também ser reconhecida a possibilidade de viés de sobrevivência, decorrente da exclusão de empresas que não apresentaram dados financeiros completos. Tal pode conduzir a uma sobre representação de entidades com maior estabilidade económico-financeira, comprometendo a generalização dos resultados.

Adicionalmente, a ausência de procedimentos de validação cruzada restringe a avaliação da robustez do modelo fora da amostra utilizada, aumentando o risco de sobre ajustamento e reduzindo o seu desempenho preditivo quando aplicado a novos contextos empresariais.

Em síntese, estas limitações reforçam a importância de que futuras investigações considerem amostras mais amplas e diversificadas, integrem variáveis qualitativas e adotem abordagens metodológicas complementares, de modo a aumentar a precisão, a validade e a aplicabilidade dos modelos preditivos de insolvência no contexto das startups tecnológicas.

6 CONCLUSÕES

A presente investigação teve como principal objetivo analisar a importância dos rácios financeiros na construção de modelos preditivos de insolvência, procurando compreender até que ponto estes indicadores, isoladamente ou em conjunto, permitem antecipar situações de risco financeiro em empresas portuguesas.

Com base na revisão da literatura clássica e contemporânea sobre modelos de previsão — nomeadamente nos contributos de *Beaver* (1966), *Altman* (1968), *Ohlson* (1980) e em estudos mais recentes aplicados ao contexto nacional — procurou-se adaptar essas abordagens à realidade das empresas portuguesas e testar empiricamente a sua validade.

Os resultados obtidos demonstram que os rácios financeiros, analisados individualmente, apresentam capacidade preditiva limitada, não sendo estatisticamente significativos para explicar a probabilidade de insolvência. Contudo, quando considerados de forma combinada, as interações entre rácios revelam um contributo mais relevante, reforçando a ideia de que o desempenho financeiro de uma empresa resulta da relação dinâmica entre liquidez, solvabilidade e alavancagem, e não da simples observação de indicadores isolados.

A análise das hipóteses formuladas revelou que os sinais esperados nem sempre coincidem com os observados, e que parte dos rácios analisados não apresentou significância estatística, o que pode estar associado à natureza da amostra, às especificidades do setor em análise e às limitações inerentes à disponibilidade e qualidade dos dados financeiros. De forma particular, verificou-se que o setor das startups tecnológicas, ainda em fase de consolidação em Portugal, apresenta dados incompletos e reduzida homogeneidade, o que diminui a robustez dos resultados e limita a generalização das conclusões.

Apesar destas limitações, o estudo confirma a relevância dos rácios financeiros como ferramentas fundamentais de análise empresarial, sobretudo quando utilizados de forma integrada e em combinação com outras variáveis explicativas. Os resultados obtidos reforçam a necessidade de desenvolver modelos mais abrangentes, capazes de incorporar

dimensões qualitativas e macroeconómicas, bem como fatores emergentes, tais como critérios de sustentabilidade e desempenho ESG.

Por fim, recomenda-se que futuras investigações ampliem a dimensão e diversidade da amostra e incorporem dados longitudinais e setoriais, de forma a captar melhor a evolução do comportamento financeiro das empresas ao longo do tempo. A integração de variáveis qualitativas, como a experiência da gestão, a estrutura organizacional e os fatores externos de mercado, poderá igualmente proporcionar uma compreensão mais completa do fenómeno da insolvência, contribuindo para o desenvolvimento de modelos mais robustos, preditivos e ajustados à realidade económica nacional.

BIBLIOGRAFIA

Agarwal, V., & Taffler, R. J. (2007). Twenty-five years of the Taffler Z-Score model: Does it really have predictive ability? *Journal of Business Finance & Accounting*, 34(7–8), 1185–1207.

AICEP. (n.d.). *AICEP – Agência para o Investimento e Comércio Externo de Portugal*. <https://www.etf.gov.pt/aicep>

Altman, E. I., & Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). Zeta analysis: A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(5), 29–54.

Altman, E. I., & Narayanan, P. (1997). Z-Score models: A review. *Financial Markets, Institutions & Instruments*, 6(2), 1–37.

Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332–357.

Altman, E. I., Davani, A. R., & Falini, A. (2013). Predicting insolvency in Italy: An application of the Z-Score and discriminant models to Italian firms under extraordinary administration, 2000–2010. *International Review of Financial Analysis*, 29, 87–96.

Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63–93.

Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111.

Belim Tax Law. (2023). *Residente Não Habitual (RNH) 2024*.

Belleflamme, P., Lambert, T., & Schwienbacher, A. (2014). Crowdfunding: Tapping the right crowd. *Journal of Business Venturing*, 29(5), 585–609.

Bento, V. (2010). *Perceber a crise para encontrar o caminho: A economia, as finanças e a política*. Almedina.

Blank, S. (2010). *The four steps to the epiphany: Successful strategies for startups that win* (2.^a ed.). K&S Ranch.

Blank, S. (2013). *The Startup Owner's Manual: The step-by-step guide for building a great company*. K&S Ranch.

Bradley, R., & Cowdery, J. (2004). Causes of corporate failure: A review of management decisions. *Corporate Governance International*, 12(4), 315–330.

Bryan, D. M., Tiras, S. L., & Wheatley, C. M. (2002). The interaction of solvency with liquidity and its association with bankruptcy emergence. *Journal of Accounting, Auditing & Finance*, 17(2), 161–192.

Cervenka, V., & Jindrichovska, M. (2016). Financial ratios as predictors of corporate failure: Evidence from the Czech Republic. *Emerging Markets Finance and Trade*, 52(3), 1–15.

Deakin, E. B. (1972). A discriminant analysis of predictors of business failure. *Journal of Business Finance & Accounting*, 3(2), 179–195.

Doutor Finanças. (2024). *IRS dos Residentes Não Habituais e alterações ao regime fiscal*.

Ferreira, M. A. (2016). Challenges in bankruptcy prediction: Sectorial and regional considerations. *European Journal of Finance Studies*, 10(1), 45–68.

Gompers, P., & Lerner, J. (2001). The Venture Capital Revolution. *Journal of Economic Perspectives*, 15(2), 145-168.

Grice, J. S., & Dugan, M. T. (2001). The limitations of bankruptcy prediction models: Some cautions for the researcher. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 17(2), 151–166.

Gual, A. (2014). *Determinantes da estrutura de capital das startups portuguesas* [Dissertação de mestrado, Universidade Católica Portuguesa].

HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM, R. L.; BLACK, W. C. *Multivariate Data Analysis*. 5th ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 1998.

Hausberg, J. P., & Korreck, S. (2018). Business incubators and accelerators: A co-citation analysis-based, systematic literature review. *Journal of Technology Transfer*, 45(1), 151–176.

Hol, M. F. E., & van der Wijst, N. (2008). Capital structure decisions of non-listed firms: The case of Dutch SMEs. *Small Business Economics*, 31(1), 65–75.

IAPMEI. (n.d.). *Benefícios fiscais – SIFIDE*. <https://www.iapmei.pt/PRODUTOS-E-SERVICOS/Incentivos-Financiamento/Beneficios-fiscais-%281%29.aspx>

Idelfonso, M. (2023). *Modelos preditivos de insolvência e falências em empresas portuguesas: O impacto de indicadores financeiros e não financeiros* [Dissertação de mestrado, Instituto Universitário de Lisboa (ISCTE)].

Informa D&B, IDC, & Startup Portugal. (2024). *Mapping Portugal's Startup Landscape 2024*. <https://www.portugalglobal.pt/pt/noticias/2024/novembro/numero-de-start-ups-em-portugal-cresce-16-em-2024/>

Jones, A. B. (1987). Methodologies for predicting corporate failure: A comprehensive analysis of financial ratio models. *Journal of Financial Analysis*, 42(3), 215–232.

Klepper, S. (2001). *Industry life cycles*. *Industrial and Corporate Change*, 10(1), 145–182.

Li, K. (2024). Liquidity ratios and corporate failures. *Accounting & Finance*, 64(1), 1111–1134.

Mason, C., & Harrison, R. (2002). Is it worth it? The rates of return from informal venture capital investments. *Journal of Business Venturing*, 17(3), 211-236.

McCarthy, P. X., Pitt, L. F., Parent, M., & Berthon, P. (2023). The science of startups: The impact of founder personalities on company success. *Journal of Business Research*, 158, 113651.

Myers, S. C., & Majluf, N. S. (1984). Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have. *Journal of Financial Economics*, 13(2), 187–221.

Neves, F. (2014). *Previsão de insolvência: A importância dos rácios financeiros e dos fluxos de caixa operacionais* [Dissertação de mestrado, Universidade do Porto].

Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131.

Pampillo, S. (2023). *Innovation at different stages of a startup's lifecycle*. Disponível em: <https://santiagopampillo.github.io/TechDisrupt/Articles/5-Startups-152-innovation-at-different-stages-of-a-startups-lifecycle.html>. Acesso em: 20 de junho de 2025.

Portal das Finanças. (2024). *Residente Não Habitual – FAQ*.

Ries, E. (2011). *The lean startup: How today's entrepreneurs use continuous innovation to create radically successful businesses*. Crown Publishing Group.

Rodrigues, F. (2024). *Modelos de previsão de falências e os fatores ESG nas empresas portuguesas* [Dissertação de mestrado, Universidade do Minho].

Saxenian, A. (1994). *Regional advantage: Culture and competition in Silicon Valley and Route 128*. Harvard University Press.

Shapiro, C., & Varian, H. R. (1999). *Information rules: A strategic guide to the network economy*. Harvard Business School Press.

Skala, A. (2018). *Digital startups in transition economies: Challenges for management, entrepreneurship and education*. Springer.

StartBe Global. (2024). *Novo regime de residente não habitual: o que mudou e o que está em vigor em 2024?*

Startup Portugal. (2020). *Estratégias de destaque: adaptando-se às especificidades nacionais e ao enquadramento da UE*. In *Startup Portugal – relatório anual*. <https://www.startupportugal.gov.pt/relatorio2020>

Startup Portugal. (2024). *Startup & Entrepreneurial Ecosystem Report 2024*. Recuperado de <https://startupportugal.com/pt/startup-entrepreneurial-ecosystem-report-2024-2/>

Tapscott, D. (2014). *The digital economy: Rethinking promise and peril in the age of networked intelligence* (Revised ed.). McGraw-Hill Education.

Vieira, A. (2020). *Modelo de previsão de falências nas PME portuguesas* [Dissertação de mestrado, Universidade de Lisboa].

Vukčević, M., Lakićević, M., Melović, B., Backović, T., & Dudić, B. (2024). Modern models for predicting bankruptcy to detect early signals of business failure: Evidence from Montenegro. *PLOS ONE*, *19*(5), Article e0303793.

Winborg, J., & Landström, H. (2001). Financial bootstrapping in small businesses: Examining small business managers' resource acquisition behaviors. *Journal of Business Venturing*, *16*(3), 235–254.

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting Research*, *22*(Supplement), 59–82.