

INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO
POLITÉCNICO
DO PORTO

M

MESTRADO
Auditoria

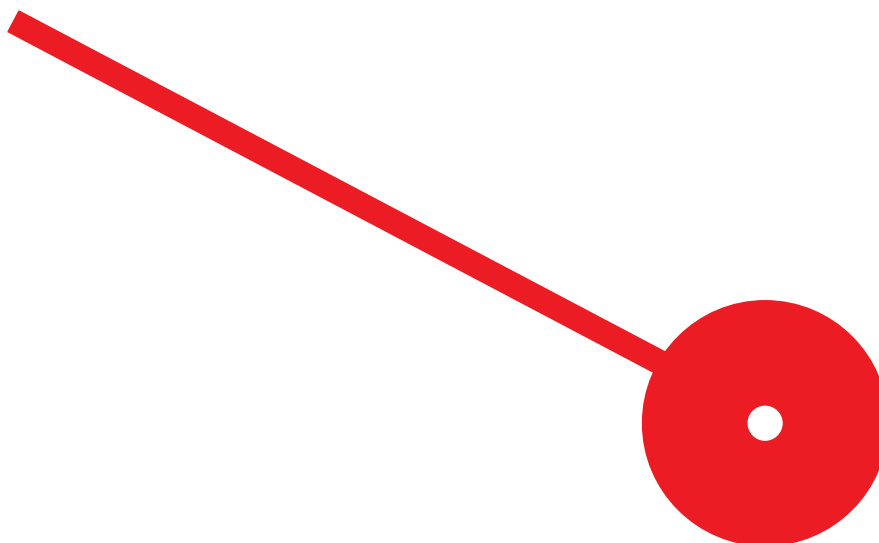
Impacto dos modelos de
previsão de falência no
setor do Turismo em
Portugal

Luísa Rodrigues dos Santos

**Versão Final (Esta versão contém as críticas e
sugestões dos elementos do Júri)**

10/2025

Luísa Rodrigues dos Santos. Impacto dos
modelos de previsão de falência no setor do
Turismo em Portugal
10/2025



INSTITUTO
SUPERIOR
DE CONTABILIDADE
E ADMINISTRAÇÃO
DO PORTO
POLITÉCNICO
DO PORTO

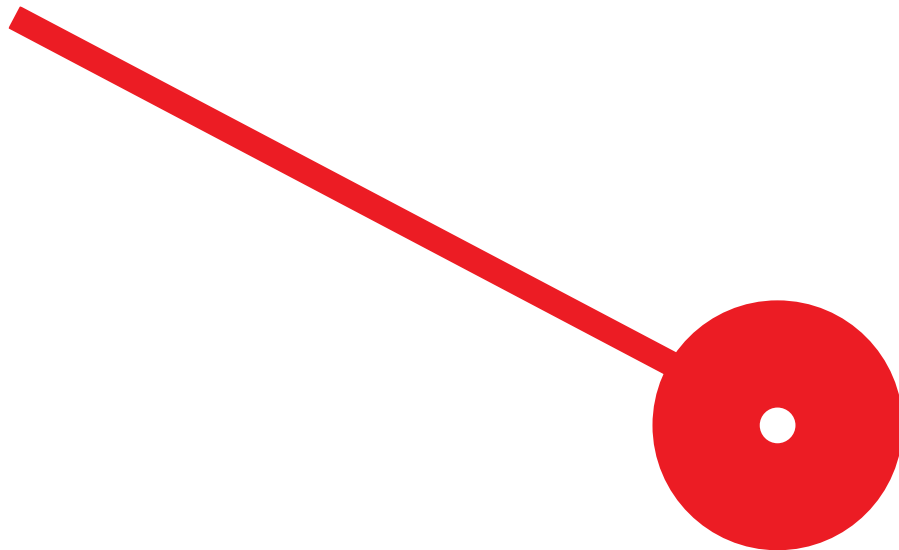
M MESTRADO
Auditoria

Impacto dos modelos de
previsão de falência no
setor do Turismo em
Portugal

Luísa Rodrigues dos Santos
Número 2230104

**Dissertação de mestrado, sob a orientação das
professoras Cláudia Pereira e Maria de Lurdes
Babo**

Luísa Rodrigues dos Santos. Impacto
dos modelos de previsão de falência
no setor do Turismo em Portugal
10/2025



Resumo:

A presente dissertação tem como principal objetivo avaliar a aplicabilidade e o desempenho preditivo dos modelos de Altman (1983) e de Altman e Sabato (2007) na previsão de insolvência de empresas portuguesas do setor do turismo, um segmento determinante para a economia nacional. O estudo recorreu a dados financeiros de empresas dos subsectores de alojamento e restauração, recolhidos na base SABI (Sistema de análise de balanços ibéricos), entre 2019 e 2023, com o intuito de identificar os rácios financeiros que melhor explicam o risco de insolvência e de comparar a eficácia de diferentes abordagens estatísticas.

Dado que a Análise discriminante linear (ADL) revelou violação do pressuposto de homogeneidade das covariâncias, procedeu-se à estimação de um modelo de regressão logística binária, utilizando como variáveis independentes rácios de rentabilidade, alavancagem, cobertura, liquidez e atividade. Os resultados empíricos demonstram que o modelo logístico apresenta maior robustez estatística e poder discriminante, sobretudo entre as pequenas e médias empresas, evidenciando o impacto positivo da rentabilidade e da liquidez, e o efeito adverso da alavancagem sobre a probabilidade de insolvência.

Do ponto de vista económico, as evidências indicam que as empresas com estruturas financeiras equilibradas, maior autonomia de capitais próprios e gestão eficiente da liquidez apresentam menor risco de incumprimento. Para os *stakeholders*, os resultados desta investigação possuem implicações práticas relevantes: os gestores podem adotar os modelos como instrumentos de diagnóstico e prevenção, as instituições financeiras podem aprimorar a avaliação de risco de crédito, e as entidades públicas dispõem de evidência empírica para políticas de apoio à solvência e resiliência do setor.

Conclui-se que este trabalho reforça a utilidade dos modelos de previsão de falência como ferramentas de gestão financeira estratégica, com contributos relevantes para a estabilidade económica e a sustentabilidade do setor do turismo em Portugal.

Palavras chave: *Z-Score*; Turismo; Modelos de previsão de falência.

Abstract:

This dissertation aims to assess the applicability and predictive performance of Altman's (1983) and Altman and Sabato's (2007) models in forecasting insolvency among Portuguese tourism companies — a key sector for national economic growth. The study uses financial data from accommodation and restaurant firms retrieved from the SABI database between 2019 and 2023, with the purpose of identifying the financial ratios that best explain insolvency risk and comparing the predictive accuracy of different statistical approaches.

As the Linear Discriminant Analysis revealed a violation of covariance homogeneity, a binary logistic regression model was estimated using profitability, leverage, coverage, liquidity, and activity ratios as independent variables. The empirical findings demonstrate that the logistic model provides stronger statistical robustness and higher discriminative power, particularly among small and medium-sized enterprises, highlighting the positive effects of profitability and liquidity and the negative impact of leverage on insolvency probability.

From an economic standpoint, the results show that firms with balanced capital structures, stronger equity positions, and effective liquidity management face significantly lower default risk. For stakeholders, these findings offer practical implications: managers can use the models as early-warning and monitoring tools, financial institutions can improve credit risk assessment, and public entities gain empirical support for designing solvency and resilience policies in the tourism sector.

Overall, this study reinforces the usefulness of bankruptcy prediction models as strategic financial management instruments, contributing to economic stability and the sustainable development of Portugal's tourism industry.

Keywords: *Z-Score*; Tourism; Bankruptcy; Bankruptcy prediction models.

Agradecimentos:

Deixo expresso o meu sincero agradecimento, à minha orientadora, Professora Doutora Cláudia Pereira, pela orientação na parte teórica e estrutural da dissertação, pela disponibilidade e apoio prestado ao longo deste percurso.

Gostaria de expressar, também, o meu profundo reconhecimento à Professora Doutora Maria de Lurdes Babo, minha orientadora, pela orientação da parte prática, pela disponibilidade constante e pelo rigor intelectual demonstrado ao longo de todo o processo. A sua paciência, empenho e contributos foram determinantes para a superação das diversas dificuldades encontradas, permitindo-me evoluir não apenas a nível académico, mas também pessoal.

Dirijo um especial agradecimento aos meus pais, às minhas irmãs e aos meus cunhados, pelo apoio incondicional, pela força e pelo exemplo de dedicação e perseverança que sempre me transmitiram. O vosso incentivo permanente foi essencial para ultrapassar os desafios e obstáculos que surgiram ao longo deste percurso.

Ao meu namorado, manifesto a minha sincera gratidão pela compreensão, paciência e encorajamento contínuo, sobretudo nos momentos de maior exigência e incerteza. A sua presença e apoio emocional foram fundamentais para manter o equilíbrio e a motivação necessários à concretização deste trabalho.

Aos meus amigos, agradeço a motivação, a amizade e a constante disponibilidade para compreender e apoiar nos momentos de maior pressão. O vosso apoio e compreensão contribuíram significativamente para a superação das etapas mais desafiantes deste percurso académico.

Quero também deixar uma palavra muito especial aos meus sobrinhos, a quem peço desculpa pela falta de tempo e pela ausência em tantos momentos que gostaria de ter partilhado convosco. Agradeço profundamente a vossa compreensão e o vosso carinho, sabendo que perceberam que este esforço representava a concretização de um objetivo importante. É um imenso orgulho perceber que, de alguma forma, o meu percurso e esta conquista vos podem servir de exemplo e inspiração para os vossos próprios caminhos no ensino superior e na vida.

A todos os que, de forma direta ou indireta, contribuíram para a realização desta dissertação, deixo o meu mais sincero agradecimento e reconhecimento.

Índice geral

Capítulo I - Introdução	1
Capítulo II – Revisão da Literatura.....	3
2.1 Conceito de falência e insolvência	4
2.2 O conceito de micro, pequena, média e grande empresa.....	6
2.3 Modelos de previsão de falência	8
2.4 Limitações dos modelos	14
2.5 O setor do turismo em Portugal.....	15
Capítulo III – Metodologia	23
3.1. Metodologia	24
3.2. Questões de investigação	24
3.3. Identificação dos modelos em estudo.....	25
3.4. Obtenção dos dados e variáveis.....	27
3.4.1 Descrição dados.....	27
3.4.2 Seleção e tamanho da amostra.....	27
3.4.2.1 Modelo de Altman (1983).....	27
3.4.2.2 Modelo de Altman e Sabato (2007).....	29
3.5. Descrição das variáveis	30
3.5.1 Modelo de Altman (1983) e Altman e Sabato (2007).....	30
3.6. Procedimentos estatísticos.....	32
3.6.1. Modelo de Altman (1983)	33
3.6.2. Modelo de Altman e Sabato (2007).....	34
Capítulo IV – Análise e resultados.....	35
4.1 Modelo de Altman (1983)	36
4.1.1 Identificação e tratamento dos <i>outliers</i>	36
4.1.2 Cálculo e comparação dos <i>Z-Scores</i> de Altman (1983)	39

4.1.3	Análise e interpretação dos resultados da previsão do modelo (2019 -2023)	44
4.1.4	Avaliação do desempenho preditivo – Curva ROC e AUC	47
4.2	Modelo de Altman e Sabato (2007).....	48
4.3	Respostas às questões de investigação	60
4.4	Comparação dos resultados com estudos prévios	64
Capítulo V – Conclusão.....		65
Referências bibliográficas		68

Índice de Figuras

Figura 1 - Gráfico da percentagem do nº de hóspedes em 2023, por região	17
Figura 2 - Evolução do CTTE e do VABGT (2021 - 2024).....	19
Figura 3 - Peso do turismo no PIB e no VAB nacionais (2021–2024)	20
Figura 4 - Balança de pagamentos: "Viagens e Turismo" (2021–2024).....	21
Figura 5 - Dormidas em estabelecimentos de alojamento turístico por origem (2021–2024).....	21
Figura 6 - Estatísticas INE sobre Turismo	22
Figura 7 - Variáveis com winsorização a 1%.....	37
Figura 8 - Variáveis com winsorização a 5%.....	37
Figura 9 - Boxplot por DIM	38
Figura 10 - Boxplot de WZ1 e W5Z1.....	40
Figura 11 - Curva ROC para t+1	47
Figura 12 - Curva ROC para t+2	47

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Divisão de empresas por dimensão	28
Tabela 2 - Total de empresas por dimensão e por ano	29
Tabela 3 - Estatísticas descritivas de Z1, WZ1 e W5Z1	39
Tabela 4 - Teste de normalidade de WZ1 e W5Z1.....	40
Tabela 5 - Estatísticas descritivas das variáveis, separando empresas Insolventes(falidas) / solventes (não falidas).....	41
Tabela 6 - Classificação das empresas em função do Z-score W5Z1	42
Tabela 7 - Situação real das empresas da amostra.....	42
Tabela 8 - Classificação das zonas de risco W5Z1	44
Tabela 9 - Classificação real.....	44
Tabela 10 - Estatísticas descritivas que provam o valor de juros a 0	49
Tabela 11 - Estatísticas descritivas dos rácios financeiros com a nova variável N_JUROS	50
Tabela 12 - Diferenças entre empresas falidas e não falidas.....	53
Tabela 13 - Resultados teste Lambda de Wilks.....	54
Tabela 14 - Tabela de classificação	56
Tabela 15 - Variáveis da nova equação	57
Tabela 16 - Tabela de classificação após inclusão das variáveis	59

Lista de abreviaturas

ADL – Análise discriminante linear

ADM – Análise discriminante multivariada

AUC – Área sob a curva

CAE – Classificação da atividade económica

CIRE – Código da insolvência e da recuperação de empresas

CPEREF – Código dos processos especiais de recuperação da empresa e de falência

CST – Conta satélite do turismo

CTTE – Consumo do turismo no território económico

EBITDA – Resultados antes de juros, impostos, depreciações e amortizações

EBIT - Resultados antes de juros e impostos

INE – Instituto nacional de estatística

PER – Processo especial de revitalização

PIB – Produto interno bruto

PNB – Produto nacional bruto

PME – Pequenas e médias empresas

RLP – Resultado líquido do período

ROC – *Receiver operating characteristic*

SABI – Sistema de análise de balanços ibéricos

VAB – Valor acrescentado bruto

VABGT – Valor acrescentado bruto do turismo

CAPÍTULO I - INTRODUÇÃO

A previsão de insolvências empresariais constitui um domínio de crescente relevância científica e prática, dado o seu impacto direto na estabilidade económica, na sustentabilidade do emprego e na eficiência dos mercados financeiros. A identificação antecipada de sinais de desequilíbrio financeiro permite às empresas, instituições de crédito e entidades públicas adotar medidas preventivas, mitigar riscos e assegurar a continuidade operacional das organizações.

O presente estudo tem como objetivo central avaliar a aplicabilidade e a capacidade preditiva dos modelos de Altman (1983) e de Altman e Sabato (2007) no contexto das empresas portuguesas do setor do turismo, comparando a eficácia da ADL com a Regressão Logística Binária. Tendo-se verificado a violação do pressuposto de homogeneidade das covariâncias na análise discriminante, optou-se pela estimação de um modelo logístico, considerado estatisticamente mais robusto e adequado a dados financeiros com distribuição não normal.

A investigação incide sobre empresas pertencentes aos subsectores de alojamento (CAE (classificação da atividade económica) 55) e restauração (CAE 56), cuja relevância económica é particularmente expressiva em Portugal. Através da análise de rácios financeiros — nomeadamente de rentabilidade, liquidez, alavancagem, cobertura e atividade — procura-se identificar os fatores que mais contribuem para explicar a probabilidade de insolvência e compreender de que forma a dimensão empresarial e a estrutura de capitais influenciam a sustentabilidade financeira das organizações.

Este estudo pretende, assim, contribuir para o aperfeiçoamento das metodologias de previsão de falência, fornecendo evidência empírica aplicável à realidade das empresas portuguesas. Do ponto de vista prático, os resultados poderão servir de suporte a gestores, instituições financeiras e decisores públicos na avaliação do risco empresarial, na definição de estratégias de mitigação de incumprimento e na formulação de políticas de reforço da solvência do setor turístico.

CAPÍTULO II – REVISÃO DA LITERATURA

A previsão de falência tem sido objeto de estudo por diversos investigadores, que têm desenvolvido diferentes modelos com o objetivo de otimizar a precisão dessas previsões. Este tema reveste-se de grande relevância em múltiplas perspetivas, abrangendo investidores, instituições bancárias, clientes, fornecedores e outros. Para enquadrar a análise, proceder-se-á à definição do conceito de falência e insolvência, seguindo-se uma exploração dos modelos de previsão de falência propostos por Altman, Sabato e Ohlson. Adicionalmente, será realizada uma breve contextualização do setor selecionado para a análise, nomeadamente o setor do turismo em Portugal.

2.1 Conceito de falência e insolvência

A análise dos fenómenos de falência e insolvência constitui um elemento central na compreensão da saúde económico-financeira das empresas e na avaliação da sua capacidade de continuidade operacional. Ao longo das últimas décadas, a terminologia e o enquadramento jurídico destes conceitos sofreram uma evolução significativa, refletindo uma mudança de paradigma na forma como o ordenamento jurídico português considera as situações de desequilíbrio financeiro empresarial.

Tradicionalmente, o termo falência era utilizado para designar o estado de colapso económico de uma empresa comercial, caracterizado pela incapacidade de satisfazer as suas obrigações perante terceiros, conduzindo inevitavelmente à liquidação do património e ao encerramento da atividade. Este conceito possuía um carácter essencialmente sancionatório e liquidatário, sendo regulado pelo Código dos processos especiais de recuperação da empresa e de falência (CPEREF), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 132/93, de 23 de abril. O referido diploma tinha como principal enfoque a liquidação da empresa insolvente, tratando a falência como o termo final da vida empresarial, numa perspetiva em que a cessação da atividade era entendida como a consequência natural da incapacidade económica e financeira da sociedade.

Com a publicação do Código da insolvência e da recuperação de empresas (CIRE), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de março, verificou-se uma profunda reforma legislativa, que substituiu o conceito de falência pelo de insolvência, aproximando o regime português das orientações comunitárias e de uma visão mais moderna da gestão da crise empresarial. O CIRE introduziu uma abordagem dual, permitindo tanto a liquidação do devedor insolvente como a recuperação da empresa

economicamente viável, mediante instrumentos como o Processo especial de revitalização (PER).

De acordo com o artigo 3.º do CIRE, considera-se em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas, abrangendo tanto pessoas singulares como coletivas. Assim, o conceito de insolvência assume hoje um carácter abrangente e funcional, centrado na incapacidade estrutural de cumprir pontualmente as obrigações exigíveis, distinguindo-se da antiga noção de falência, que se aplicava apenas a comerciantes e sociedades comerciais.

Esta evolução reflete uma mudança de filosofia legislativa: o que antes se entendia como uma condição terminal e punitiva (a falência) passou a ser compreendido como uma situação económica suscetível de recuperação (a insolvência), sempre que existam perspectivas de viabilidade futura. Em termos económicos, a insolvência representa uma situação de desequilíbrio financeiro estrutural, em que os ativos líquidos de uma empresa são insuficientes para cobrir as suas responsabilidades exigíveis (Altman & Hotchkiss, 2006).

Assim, no contexto jurídico e económico contemporâneo, o termo falência permanece relevante em sentido financeiro e analítico, nomeadamente em modelos de previsão de risco empresarial, enquanto o conceito jurídico-formal adotado pelo ordenamento português é o de insolvência. Esta alteração terminológica e conceptual traduz o esforço do legislador em substituir uma lógica de liquidação por uma lógica de recuperação e reestruturação, em linha com as políticas europeias de apoio à continuidade empresarial e à preservação do tecido produtivo.

Por conseguinte, e de forma a assegurar a coerência conceptual ao longo desta dissertação, sempre que se faça referência à falência de uma empresa, o termo será utilizado de forma equivalente ao conceito jurídico atual de insolvência, conforme consagrado no CIRE.

2.2 O conceito de micro, pequena, média e grande empresa

A classificação das empresas segundo a sua dimensão constitui um elemento estruturante na análise da composição e funcionamento do tecido empresarial português, permitindo compreender a sua dinâmica produtiva, a distribuição do emprego e o contributo relativo de cada segmento para o crescimento económico. Esta distinção é igualmente relevante no plano das políticas públicas, uma vez que condiciona o acesso a programas de apoio, a regimes fiscais diferenciados e a fundos estruturais da União Europeia. Em Portugal, o enquadramento jurídico aplicável decorre do Decreto-Lei n.º 372/2007, de 6 de novembro, que transpõe para o ordenamento jurídico nacional a Recomendação 2003/361/CE da Comissão Europeia, de 6 de maio. Este diploma define os critérios objetivos que permitem distinguir as micro, pequenas, médias e grandes empresas, com base no número de trabalhadores, no volume de negócios anual e no balanço total anual, assegurando a harmonização entre a terminologia utilizada a nível nacional e europeu.

Nos termos do referido decreto-lei, as micro, pequenas e médias empresas (PME) englobam todas as entidades que empregam menos de 250 trabalhadores e cujo volume de negócios anual não excede 50 milhões de euros, ou cujo balanço total anual não ultrapassa 43 milhões de euros. Dentro desta categoria, as microempresas são definidas como aquelas que empregam menos de dez pessoas e apresentam um volume de negócios ou balanço total anual não superior a dois milhões de euros. Já as pequenas empresas correspondem às que empregam menos de cinquenta trabalhadores e cujo volume de negócios ou balanço total anual não excede dez milhões de euros, enquanto as médias empresas abrangem as restantes que permanecem dentro dos limites anteriormente referidos. Por exclusão, as grandes empresas são aquelas que ultrapassam qualquer destes limiares, empregando 250 ou mais trabalhadores e registando um volume de negócios superior a 50 milhões de euros, ou um balanço total anual acima dos 43 milhões de euros.

As microempresas representam a esmagadora maioria do tecido empresarial português, correspondendo a 95,4% do total de empresas no setor não financeiro, o que confirma a predominância de unidades produtivas de reduzida dimensão na economia nacional (*European Commission, 2025*), desempenhando um papel crucial na geração de emprego, na dinamização das economias locais e na promoção da coesão territorial. Em regra, possuem uma estrutura organizacional reduzida, níveis de capitalização limitados

e uma dependência significativa dos mercados regionais, sendo frequentemente de natureza familiar ou unipessoal. Apesar da sua dimensão, estas empresas têm um impacto relevante no equilíbrio económico-social, funcionando como mecanismos de absorção de mão de obra e de sustentação da economia real em períodos de instabilidade macroeconómica.

As PME, por sua vez, constituem o núcleo central da economia portuguesa, sendo responsáveis por uma parte substancial do emprego, representando 76,3% do emprego, segundo dados da Comissão Europeia nos dados publicados de 2025, e do valor acrescentado bruto produzido no setor privado, cerca de 67,9%, de acordo com a Comissão Europeia nos dados publicados de 2025. Estas entidades apresentam maior formalização administrativa, uma estrutura de gestão mais consolidada e uma capacidade progressiva de inserção em mercados externos, ainda que enfrentem constrangimentos persistentes ao nível do financiamento, da inovação tecnológica e da qualificação de recursos humanos. O estatuto de PME reveste-se, assim, de particular importância, uma vez que permite o acesso a políticas de apoio específicas, programas de incentivo à internacionalização e instrumentos financeiros europeus orientados para o reforço da competitividade e da sustentabilidade empresarial.

Embora numericamente menos expressivas, as grandes empresas desempenham um papel determinante no desenvolvimento económico nacional. Estas organizações caracterizam-se por estruturas mais complexas, elevada capacidade de investimento, sofisticação tecnológica e forte orientação para os mercados internacionais. A sua dimensão e recursos conferem-lhes vantagens competitivas significativas, nomeadamente na capacidade de atrair investimento estrangeiro direto, na promoção da inovação e na integração em cadeias de valor globais. Não obstante, a sua definição jurídica resulta por exclusão dos critérios aplicáveis às PME, não existindo um regime legal autónomo que lhes seja especificamente dedicado, sendo abrangidas pelo Código das Sociedades Comerciais e demais legislação de natureza societária.

De forma geral, a distinção entre micro, pequenas, médias e grandes empresas assume uma relevância conceptual e estratégica incontornável. O enquadramento legal estabelecido pelo Decreto-Lei n.º 372/2007 e pela Recomendação 2003/361/CE garante a uniformização e a comparabilidade dos critérios de classificação empresarial em toda a União Europeia, permitindo não apenas uma avaliação mais rigorosa da estrutura produtiva, mas também uma aplicação equitativa das políticas de apoio económico. Esta

classificação reflete, assim, a heterogeneidade do tecido empresarial português, onde coexistem, de forma complementar, um vasto conjunto de micro e pequenas empresas, que asseguram a coesão territorial e o emprego, e um número restrito de grandes empresas, que impulsionam a inovação, a produtividade e a internacionalização. Em conjunto, estes diferentes segmentos empresariais sustentam a competitividade, a resiliência e a sustentabilidade da economia portuguesa, constituindo a base sobre a qual assentam as estratégias de crescimento económico e desenvolvimento regional.

2.3 Modelos de previsão de falência

Altman (1968) desenvolveu um estudo com o objetivo de prever falências no setor industrial, utilizando rácios financeiros numa Análise discriminante multivariada (ADM). O autor procurou identificar os rácios mais relevantes para a previsão e a ponderação apropriada que cada um deveria ter no processo de classificação. Para isso, Altman dividiu a sua amostra em dois grupos: o grupo A incluía 33 empresas industriais falidas, que declararam formalmente falência no período de 1945 a 1965, enquanto o grupo B era composto por 33 empresas saudáveis. No que toca à seleção das variáveis, Altman começou com uma lista de 22 rácios financeiros potenciais, que poderiam ser utilizados para a estimativa do modelo, organizados em cinco categorias principais: liquidez, rentabilidade, estrutura de capitais, solvabilidade e atividade. Além disso, selecionou os rácios que considerou mais adequados ao estudo, com base em critérios específicos. Os rácios escolhidos foram: Fundo de Maneio/Total do Ativo, Resultados Transitados/Total do Ativo, EBIT (resultados antes de juros e impostos) /Total do Ativo, Valor de Mercado/Total do Passivo e Vendas/Total do Ativo.

Após a execução do modelo e a otimização da função para minimizar os erros, foram determinados os coeficientes ideais, resultando na função discriminante que originou o seguinte *Z-score*:

$$Z = 0,0012X_1 + 0,014X_2 + 0,033X_3 + 0,006X_4 + 0,999X_5$$

- ✓ X_1 = Fundo de Maneio / Total Ativo
- ✓ X_2 = Resultados Transitados / Total do Ativo
- ✓ X_3 = EBIT / Total do Ativo
- ✓ X_4 = Valor de Mercado / Total do Passivo

$$\checkmark \quad X_5 = \text{Vendas} / \text{Total do Ativo}$$

onde, X_1 - o fundo de maneio resulta da diferença entre o ativo corrente e o passivo corrente, ou seja, representa a capacidade da empresa para cumprir as suas obrigações de curto prazo. Quando este valor é dividido pelo ativo total, oferece uma medida da liquidez da empresa, tendo em conta a sua dimensão. Segundo Altman (1968), este rácio é o mais eficaz entre todos os rácios de liquidez.

X_2 - este rácio é relevante porque a componente "Resultados Transitados" reflete, de forma implícita, a idade da empresa. De acordo com Altman (1968), uma empresa mais recente no mercado tem, em princípio, uma maior probabilidade de ser classificada como falida do que uma empresa com mais anos de atividade, *ceteris paribus*. Por isso, este indicador é considerado no modelo como um fator de análise.

X_3 - este rácio mede a produtividade efetiva dos ativos da empresa, desconsiderando os efeitos fiscais e a alavancagem financeira. Dado que a viabilidade de uma empresa depende da capacidade dos seus ativos gerarem retorno, este rácio é particularmente útil para avaliar o risco de falência (Altman, 1968).

X_4 - a capitalização bolsista é obtida através da soma do valor de mercado de todas as ações da empresa. Este rácio permite avaliar até que ponto os ativos da empresa podem desvalorizar antes que os passivos ultrapassem o valor dos ativos, o que poderia levar à insolvência. Ao incluir o valor de mercado, este rácio acrescenta uma dimensão adicional em relação a outros modelos (Altman, 1968).

X_5 - este rácio, também conhecido como rotação dos ativos, mede a eficiência com que os ativos da empresa geram vendas. De acordo com Altman (1968), trata-se de um indicador da competência da gestão a operar num ambiente competitivo e de maximizar a utilização dos recursos disponíveis.

Ao obter a função discriminante, o autor analisou os resultados utilizando dados de diferentes anos anteriores à falência. Com uma tabela de dupla entrada, examinou as 33 empresas de cada grupo, aplicando a função discriminante e os rácios calculados com base nos dados do ano imediatamente anterior à falência. Através desta análise, concluiu que a taxa de precisão atingiu 95,4%. Num segundo teste, Altman avaliou a capacidade preditiva do modelo usando dados financeiros de dois anos antes da falência, para

verificar se a função poderia classificar corretamente a situação financeira das empresas. Contudo, neste caso, a precisão do modelo foi de apenas 72% para o grupo A (empresas falidas), resultando numa capacidade preditiva global de 83%.

Com base nos testes realizados, o modelo revelou uma "zona cinzenta" devido à suscetibilidade a erros de classificação. Assim, o autor definiu dois pontos de corte, onde:

- ✓ Se o $Z\text{-score} > 2,99$, as empresas estão numa área segura (saudáveis);
- ✓ Se o $Z\text{-score} < 1,81$, as empresas estão numa área de perigo (próximas de falência);
- ✓ Se $1,81 < Z\text{-score} < 2,99$, as empresas encontram-se numa zona de incerteza ou "zona cinzenta," onde a sua classificação é menos fiável.

Em 1983, Altman procedeu a uma nova estimativa do modelo, substituindo a variável "Valor de Mercado" em X_4 pelo valor do Capital Próprio, onde $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Total do Passivo}$. Esta alteração permitiu a inclusão de empresas industriais tanto cotadas como não cotadas, dando origem a um novo modelo de $Z\text{-score}$.

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

Neste modelo os pontos de corte foram alterados, passando a:

- ✓ Se o $Z\text{-score} > 2,90$, as empresas estão numa área segura (saudáveis);
- ✓ Se o $Z\text{-score} < 1,23$, as empresas estão numa área de perigo (falência);
- ✓ Se $1,23 < Z\text{-score} < 2,90$, as empresas estão numa zona de incerteza.

Ohlson (1980) foi o pioneiro a desenvolver um estudo sobre a probabilidade de falência de empresas, recorrendo ao modelo condicional *logit*. O autor considerou que o resultado obtido pelo modelo de ADM apresentava limitações devido à sua natureza bipartida, tornando-o pouco intuitivo. Em contraste, ao implementar uma regressão logística, tais limitações deixaram de se verificar.

Para o efeito, Ohlson (1980) utilizou um modelo *logit* com nove fatores, definidos da seguinte forma:

- ✓ **SIZE:** \log (ativo total/índice de preços PNB (Produto nacional bruto)), representando o tamanho da empresa em ativos;
- ✓ **TLTA:** Passivo total / Ativo total;
- ✓ **WCTA:** Fundo de Maneio / Ativo total;

- ✓ **CLCA:** Passivo corrente / Ativo corrente;
- ✓ **OENEG:** Variável *Dummy* que assume o valor 1 se o Passivo total exceder o Ativo total, e 0 caso contrário;
- ✓ **NITA:** Resultado Líquido / Ativo total;
- ✓ **FUTL:** Resultado operacional / Passivo total;
- ✓ **INTWO:** Variável *Dummy* que assume o valor 1 se o Resultado líquido do período (RLP) for negativo nos últimos dois anos, e 0 caso contrário;
- ✓ **CHIN:** $(RLPt - RLPt-i) / (|RLPt| + |RLPt-i|)$, representando a variação nos lucros reportados.

A investigação baseou-se numa amostra extraída da base de dados 10-K, composta por 2163 empresas, das quais 105 correspondiam a empresas falidas entre 1970 e 1976. Para integrar a amostra, o capital próprio das empresas tinha de ter sido negociado em alguma bolsa de valores, pelo que foram excluídas empresas pequenas e privadas. Adicionalmente, as empresas selecionadas tinham de pertencer ao setor industrial.

Ohlson preparou três modelos preditivos distintos:

- ✓ Relativo a um ano antes da falência;
- ✓ Relativo a dois anos antes da falência;
- ✓ Abrangendo o período entre um e dois anos antes da falência.

Estes modelos demonstraram elevada capacidade preditiva, com taxas de precisão de 96,12%, 95,55% e 92,84%, respetivamente.

A análise *logit* desenvolvida utilizava uma função de probabilidade acumulada para prever a falência, permitindo a obtenção de valores entre 0 e 1. A relação é representada pela seguinte equação:

$$p[y_i = 1] = \frac{1}{1 + e^{-Z_i}} = \frac{1}{1 + e^{-X\beta_i}}$$

onde $Z = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$

Através deste modelo, Ohlson conseguiu estabelecer relações entre as variáveis explicativas, aplicando os princípios da probabilidade condicional mediante um método não linear. O resultado do modelo é conhecido como o *O-score* para a empresa *i* no ano *t*. Quanto maior o *O-score*, maior é a probabilidade de falência.

Apesar do sucesso do modelo, os resultados obtidos foram menos eficazes em comparação com os do modelo de Altman (1968). Tal diferença deve-se, em parte, ao facto de a informação sobre a insolvência não ser necessariamente publicada de forma imediata após a ocorrência da falência.

O estudo de Altman e Sabato (2007) representou uma evolução significativa na área da previsão de falência, com os autores a adotarem a regressão *logit* em vez do tradicional modelo de ADM. A escolha do modelo *logit* deve-se à sua adequação à natureza binária da variável dependente (falido ou não falido), com grupos discretos, não sobrepostos e identificáveis. O modelo *logit* gera um valor entre zero e um, que corresponde à probabilidade de ocorrência de falência, permitindo assim uma previsão mais precisa do risco.

Os autores desenvolveram um modelo especificamente direcionado para as PME, reconhecendo a importância desse segmento no contexto económico. Para isso, analisaram uma amostra de mais de 2.000 empresas americanas com vendas anuais inferiores a 65 milhões de dólares. O objetivo foi construir um modelo capaz de prever a falência das PME com antecedência de até um ano.

O modelo *logit* foi considerado mais adequado para esse tipo de análise devido à sua capacidade de lidar com variáveis dependentes binárias e à natureza discreta dos grupos (falência ou não falência). Os autores identificaram cinco rácios financeiros com maior poder preditivo sobre o risco de falência das PME, que refletem as principais dimensões da saúde financeira das empresas:

- ✓ Rentabilidade: $X_1 = \text{EBITDA (Resultado antes de juros, impostos, depreciações e amortizações)} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ Alavancagem: $X_2 = \text{Passivo Corrente} / \text{Capital Próprio}$
- ✓ Cobertura: $X_3 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ Liquidez: $X_4 = \text{Disponibilidades} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ Atividade: $X_5 = \text{EBITDA} / \text{Juros e outros gastos similares suportados}$

A combinação destes rácios permitiu aos autores construir um modelo capaz de prever a probabilidade de falência (PD) de uma PME com até um ano de antecedência.

A equação que caracteriza este modelo é representada por:

$$\text{Logit}(p) = \text{Log} \left(\frac{PD}{1-PD} \right) = 4,28 + 0,18X_1 - 0,01X_2 + 0,08X_3 + 0,02X_4 + 0,19X_5$$

Ou, na forma equivalente:

$$PD = \frac{1}{1 + e^{-(4,28 + 0,18X_1 - 0,01X_2 + 0,08X_3 + 0,02X_4 + 0,19X_5)}}$$

Usando valores logaritimizados das variáveis, ao longo do seu estudo, Altman e Sabato concluíram que a equação

$Logit(p) = \text{Log} \left(\frac{PD}{1-PD} \right) = 53,48 + 4,09 X_1 - 1,13 X_2 + 4,32 X_3 + 1,84 X_4 + 1,97 X_5$, sendo p a variável dependente que representa a probabilidade de falência, proporcionava melhores resultados de classificação e maior robustez relativamente a outras metodologias, como a ADL. O modelo acima foi identificado pelos autores como aquele que melhores conclusões empíricas permitiu obter, tanto em termos de poder preditivo, como na interpretação económica dos coeficientes associados a cada variável.

Este modelo constitui uma das contribuições mais relevantes de Altman e Sabato (2007) para a literatura de previsão de falência, ao demonstrar que é possível obter elevada capacidade explicativa utilizando um conjunto restrito de rácios financeiros ajustado à realidade das PME.

Para efeitos de comparação, os autores também utilizaram a ADM, que revelou uma capacidade de distinção inferior à do modelo *logit*. De acordo com Gupta, Barzotto e Khorasgani (2018), o modelo *logit* demonstrou melhorias substanciais em relação aos modelos anteriores, com uma taxa de distinção entre empresas falidas e não falidas de 78% (sem logaritmização das variáveis) e 89% (com logaritmização), em comparação com apenas 62% no caso do ADM.

O estudo de Altman e Sabato foi pioneiro ao centrar-se nas PME, um segmento crucial para a economia americana, responsável por uma parte significativa do emprego e da força de trabalho. Além disso, como observaram Charalambakis e Garrett (2019), a probabilidade de não falência está positivamente correlacionada com todas as variáveis utilizadas no modelo, exceto o rácio Passivo de Curto Prazo / Capital Próprio.

Em resumo, o estudo de Altman e Sabato (2007) contribuiu de forma substancial para a compreensão dos fatores financeiros que influenciam o risco de falência das PME. O trabalho destacou a relevância da regressão *logit* como uma ferramenta preditiva eficaz e

sublinhou o impacto das variáveis financeiras na avaliação do risco de falência neste segmento empresarial.

2.4 Limitações dos modelos

O modelo de Altman, amplamente reconhecido como uma ferramenta eficaz para prever a probabilidade de falência empresarial, apresenta, no entanto, algumas limitações que requerem atenção no momento da sua aplicação.

Uma das limitações principais do modelo reside na sua dependência de dados históricos e na sua especificidade setorial. Este modelo baseia-se em dados passados, o que pode comprometer a sua eficácia em prever eventos futuros quando ocorrem alterações nas condições económicas e setoriais. Adicionalmente, o modelo original foi desenvolvido para determinados setores, predominantemente o industrial, e poderá carecer de precisão quando aplicado a setores como o dos serviços ou o da tecnologia, que possuem características e dinâmicas particulares.

Outro aspeto limitador do modelo está associado à evolução do ambiente empresarial. A intensificação da globalização e a crescente complexidade dos negócios introduzem novas variáveis e desafios que podem não ser devidamente considerados pelo modelo. A rápida evolução tecnológica e a disrupção digital também têm o potencial de alterar profundamente os indicadores financeiros tradicionais usados no modelo. As alterações nas regulamentações contabilísticas e financeiras podem, igualmente, influenciar a interpretação e a aplicação dos rácios financeiros que fundamentam o cálculo do *score* de Altman.

O modelo de Altman tende ainda a apresentar um desvio para grandes empresas, uma vez que foi originalmente desenvolvido para estas. Por consequência, poderá não ser tão preciso ao avaliar PME, cujas características e desafios financeiros diferem substancialmente. As PME, por exemplo, podem enfrentar maiores dificuldades de acesso ao crédito, o que pode influenciar os seus indicadores financeiros de forma distinta das grandes empresas.

Uma limitação adicional reside na natureza quantitativa do modelo, que se baseia exclusivamente em indicadores financeiros, ignorando fatores qualitativos como a gestão, a estratégia, a reputação empresarial e as condições do mercado, que podem ter um

impacto significativo na probabilidade de falência. Aspectos como a qualidade da gestão, a capacidade de inovação e a reputação são cruciais para o sucesso ou insucesso de uma empresa, mas não são contemplados pelo modelo de Altman.

Adicionalmente, o modelo pode demonstrar dificuldades em prever falências a longo prazo ou em identificar empresas em situação de risco iminente, mas ainda sem sinais evidentes nos seus indicadores financeiros. A janela temporal relativamente curta do modelo limita a sua capacidade de captar sinais de alerta em fase inicial.

Outro constrangimento relevante é a simplicidade inerente ao modelo, que emprega um número limitado de variáveis, deixando de capturar a complexidade integral da situação financeira de uma empresa. A condição financeira de uma organização é influenciada por múltiplos fatores, muitos dos quais escapam à abrangência do modelo de Altman.

Por fim, o modelo pressupõe uma distribuição normal das variáveis, o que pode nem sempre corresponder à realidade dos dados financeiros.

Apesar destas limitações, o modelo de Altman mantém-se uma ferramenta valiosa na análise financeira e previsão de falências. Contudo, recomenda-se a sua aplicação em conjunto com outras metodologias e análises qualitativas para obter uma avaliação mais completa da situação financeira de uma empresa. Diversos estudos visam aprimorar o modelo de Altman, integrando novas variáveis e ajustando os rácios para diferentes contextos e sectores. Modelos mais recentes, como os que utilizam redes neuronais e algoritmos de aprendizagem automática, podem também oferecer previsões mais precisas em certos contextos.

Em síntese, o modelo de Altman é útil, mas não deve ser utilizado isoladamente como base para decisões. É imprescindível complementar a análise com outras informações e ter em conta as limitações do modelo, interpretando-o com cautela.

2.5 O setor do turismo em Portugal

De acordo com os dados provisórios do Instituto nacional de estatística (INE) e o Banco de Portugal, para o ano de 2023, o turismo desempenha um papel central na economia portuguesa, destacando-se como um dos principais motores de crescimento

económico e de geração de receitas. Em 2023, o setor atingiu máximos históricos, consolidando a sua recuperação no período pós-pandemia.

No que respeita à evolução do Valor acrescentado bruto do turismo (VABGT) e ao Consumo do turismo no território económico (CTTE), verificou-se, em 2023, um crescimento nominal de 16,0% e 15,5%, respetivamente, valores que superam o desempenho geral da economia nacional, onde o Valor acrescentado bruto (VAB) e o Produto interno bruto (PIB) cresceram 10,1% e 9,6%. Este desempenho consolidou a recuperação observada em 2022, um ano já marcado por crescimentos expressivos de 69,6% no VABGT e 78,1% no CTTE. Em termos relativos, o VABGT representou 9,1% do VAB nacional, comparativamente aos 8,6% registados no ano anterior. Paralelamente, o CTTE foi equivalente a 16,5% do PIB, superando os 15,6% registados em 2022. Estes números, que correspondem a máximos históricos, evidenciam o reforço do peso do turismo na economia portuguesa.

Adicionalmente, com base no Sistema Integrado de Matrizes Simétricas *Input-Output*, estima-se que a atividade turística tenha contribuído diretamente e indiretamente com 33,8 mil milhões de euros para o PIB nacional em 2023, o que corresponde a 12,7% do total (comparativamente a 12,1% em 2022 e 7,8% em 2021). Este contributo teve um impacto significativo no crescimento real do PIB, representando um acréscimo de 1,1 pontos percentuais, em comparação com um crescimento global de 2,3% da economia portuguesa em 2023.

Outro aspeto relevante foi o desempenho das receitas turísticas, que atingiram 25,1 mil milhões de euros em 2023, representando um aumento de 18,9% face ao ano anterior, de acordo com dados do Banco de Portugal. Este valor superou os níveis de 2019, demonstrando a resiliência e robustez do setor após os desafios impostos pela pandemia. O turismo contribuiu com 9,5% do PIB nacional, sendo responsável por 48,6% das Exportações de Serviços e por 19,9% das Exportações Totais do país.

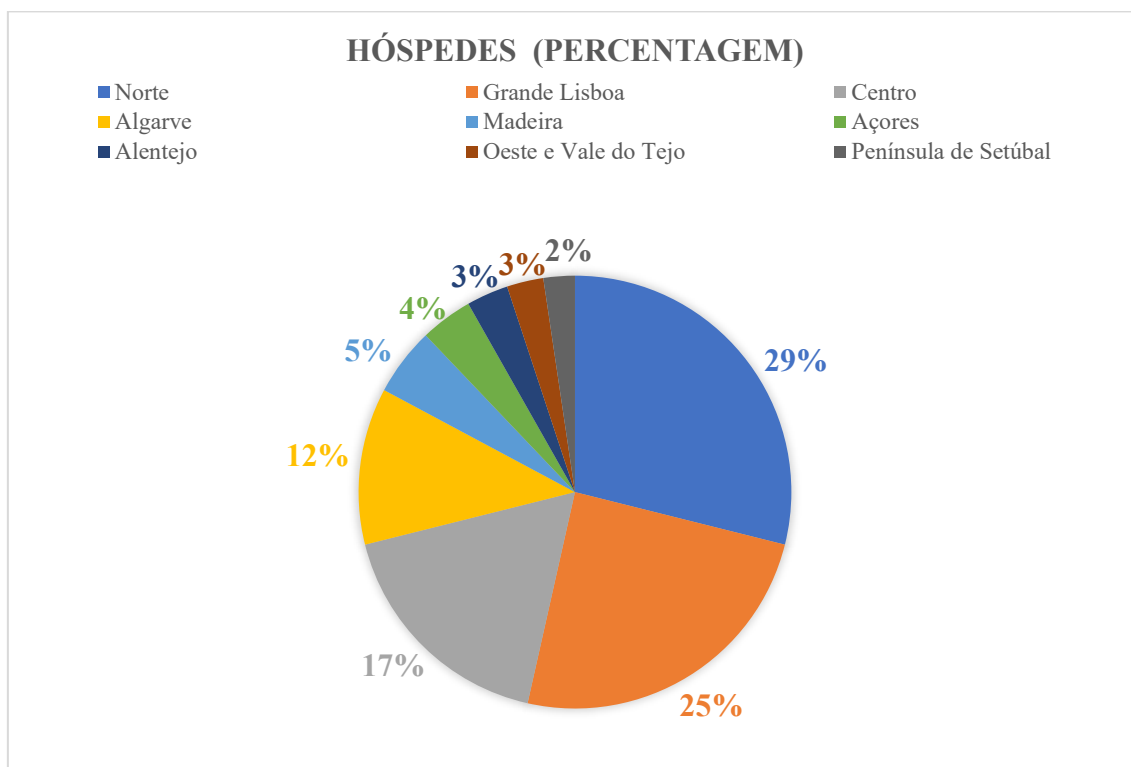
Em termos de procura, registaram-se recordes históricos em 2023. O número de hóspedes ascendeu a 30,0 milhões, refletindo um aumento de 13,3% em relação ao ano anterior, com 18,3 milhões provenientes do estrangeiro (+19,1%). As dormidas totalizaram 77,2 milhões, traduzindo um aumento de 10,7%, sendo 53,8 milhões de não

residentes (+14,9%) e 23,4 milhões de residentes (+2,1%). Estes indicadores reforçam o papel estratégico de Portugal enquanto destino turístico de referência a nível global.

Os resultados alcançados em 2023 confirmam a importância do turismo como motor essencial de crescimento e dinamização económica. O setor demonstrou uma capacidade notável de recuperação e de crescimento sustentado, atingindo valores recorde em vários indicadores, como o VABGT, o CTTE, as receitas e os fluxos turísticos. A preponderância do turismo na economia portuguesa é, assim, inegável, revelando-se crucial para a sustentabilidade económica do país.

Figura 1 - Gráfico da percentagem do nº de hóspedes em 2023, por região

Fonte: Elaboração Própria



O gráfico apresentado evidencia a distribuição percentual dos hóspedes em Portugal por região, no ano de 2023. Observa-se que as regiões Norte (29%) e Grande Lisboa (25%) concentraram a maior parte dos hóspedes, refletindo a relevância económica e turística destas áreas, nomeadamente em termos de oferta cultural, urbanística e de acessibilidade. O Centro (17%) apresenta também uma representatividade significativa, seguida pelo Algarve (12%), região tradicionalmente associada ao turismo de sol e praia. As regiões autónomas da Madeira (5%) e Açores (4%) contribuem de forma mais reduzida para o total de hóspedes, possivelmente devido à sua localização geográfica e capacidade de alojamento limitada. As restantes regiões — Alentejo, Oeste e Vale do

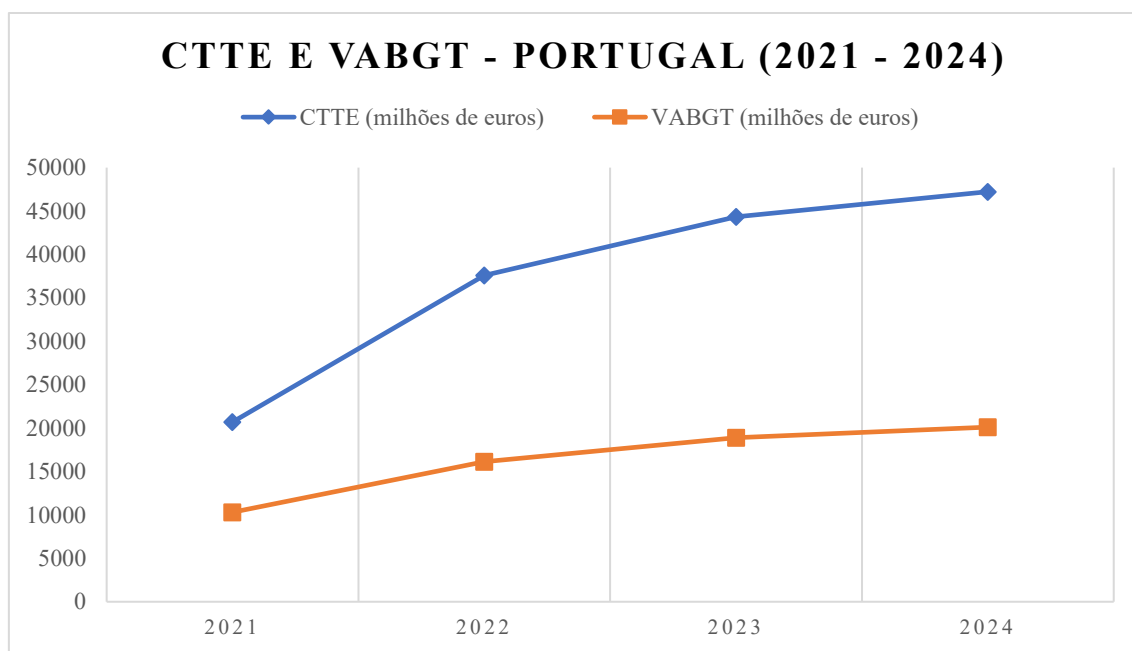
Tejo, e Península de Setúbal — apresentam percentagens iguais ou inferiores a 3%, refletindo uma menor densidade de fluxos turísticos. Esta distribuição sugere uma concentração turística marcada em polos urbanos e regiões costeiras, sendo pertinente para políticas de planeamento e desenvolvimento do setor turístico.

A edição 2024 da Conta satélite do turismo (CST), divulgada pelo INE a 1 de agosto de 2025, confirma a centralidade do turismo na economia portuguesa, embora num quadro de abrandamento face ao biénio de forte recuperação pós-pandemia. A CST quantifica, de forma compatível com as Contas Nacionais, a contribuição do turismo através do VABGT e do CTTE, entre outros agregados derivados por matrizes input - output.

Em 2024, tanto o VABGT como o CTTE registaram crescimentos nominais de 6,5% face a 2023, superando marginalmente a evolução do VAB (+6,2%) e do PIB (+6,4%) nacionais. Em níveis, o VABGT atingiu 20,1 mil milhões de euros (8,1% do VAB nacional) e o CTTE 47,2 mil milhões de euros (16,6% do PIB), mantendo-se este último no máximo histórico. A análise conjunta destes agregados evidencia a resiliência do núcleo produtivo ligado ao turismo e a normalização da despesa turística no território económico, conforme a Figura 2.

Figura 2 - Evolução do CTTE e do VABGT (2021 - 2024)

Fonte: Elaboração Própria

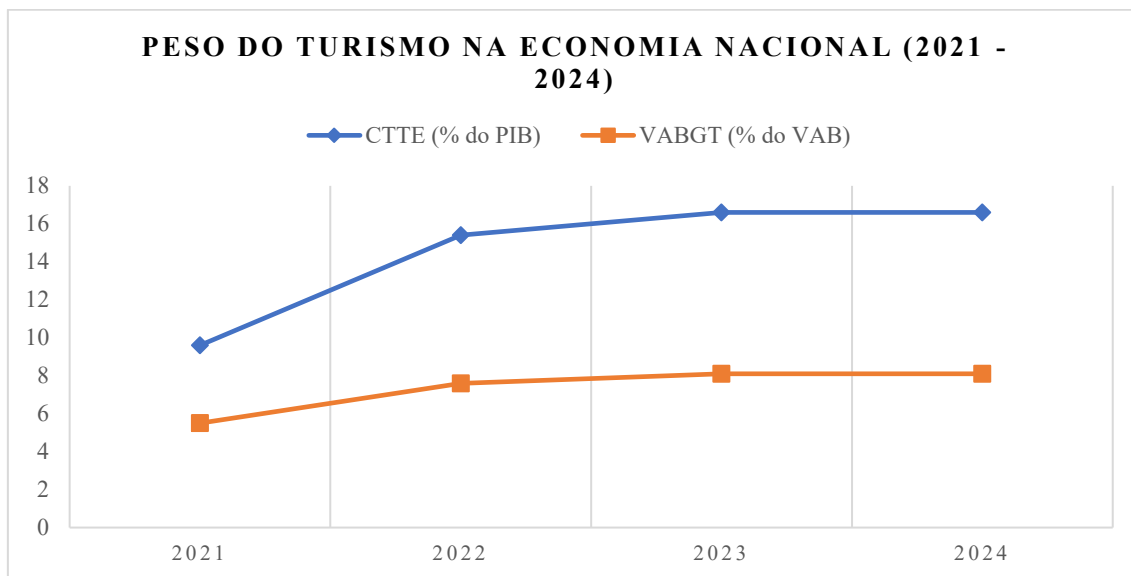


Verifica-se a consolidação dos principais indicadores do turismo em patamares elevados: o CTTE representou 16,6% do PIB e o VABGT 8,1% do VAB da economia em 2023 e 2024. Considerando o contributo total (direto e indireto), o turismo respondeu por 11,9% do PIB em 2024, acrescentando 0,3 p.p. ao crescimento real do produto (1,9%),

o que traduz um ciclo de expansão mais contido após a recuperação intensa dos anos anteriores, como se verifica na Figura 3

Figura 3 - Peso do turismo no PIB e no VAB nacionais (2021–2024)

Fonte: Elaboração Própria

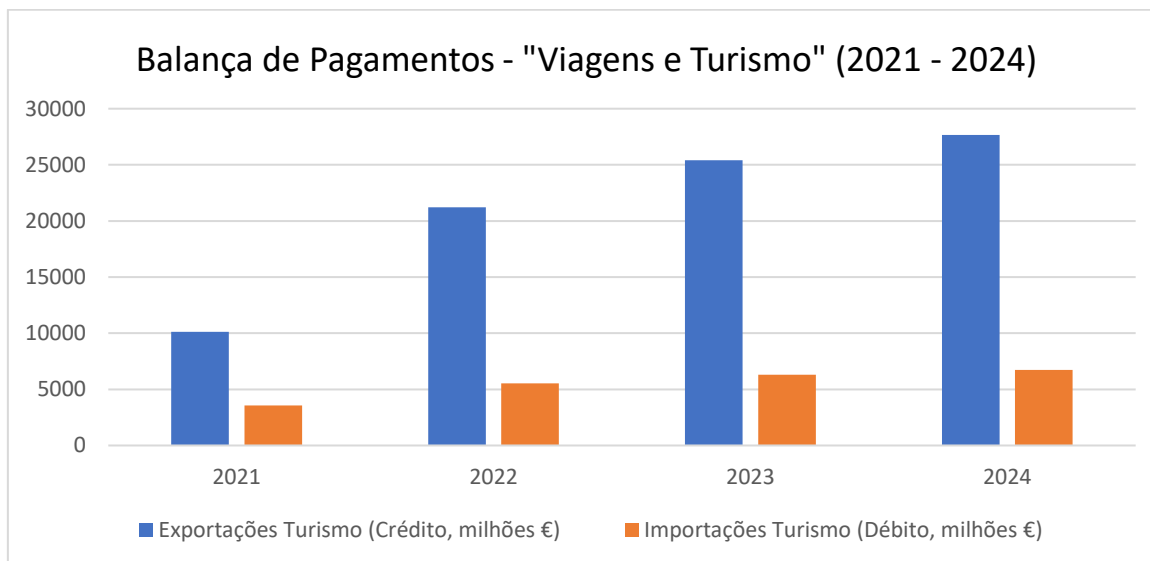


A componente externa manteve-se robusta. Entre 2021 e 2024, as exportações de “Viagens e Turismo” (crédito) aumentaram 173,1%, enquanto o débito cresceu 88,4%. Em 2023 – 2024, as taxas de variação desaceleraram (crédito: +19,8% e +8,8%; débito:

+13,9% e +6,8%), compatíveis com a transição de um ciclo de recuperação para um de consolidação, de acordo com o gráfico da Figura 4.

Figura 4 - Balança de pagamentos: "Viagens e Turismo" (2021–2024)

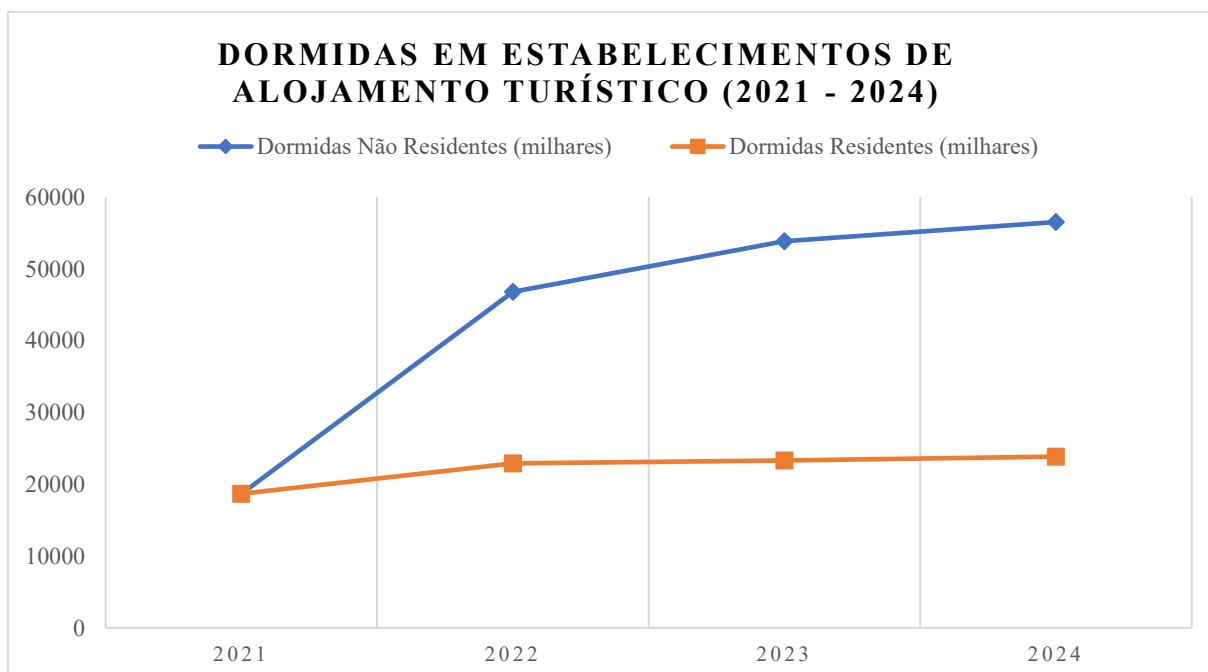
Fonte: Elaboração Própria



Os indicadores físicos acompanham a tendência: as dormidas em alojamento turístico cresceram em 2024 4,9% para não residentes e 2,2% para residentes, evidenciando que a procura externa continua a liderar a expansão, embora com ritmos moderados. (Figura 5)

Figura 5 - Dormidas em estabelecimentos de alojamento turístico por origem (2021–2024)

Fonte: Elaboração Própria



No quadro europeu (2023, último ano com informação internacional coerente), Portugal ocupa a segunda posição no peso da procura turística no PIB (CTTE/PIB =

16,6%), apenas atrás da Islândia (18,9%), e regista o peso mais elevado do VABGT no VAB (8,1%) no conjunto analisado. Em variação, o VABGT cresceu 17% em 2023 face a 2022, o segundo maior incremento entre os pares, o que confirma elevada especialização relativa e forte capacidade de captação de procura externa. Em termos de fatores produtivos, os resultados definitivos para 2021 – 2022 indicam a expansão do emprego nas atividades do turismo de 14,2%, face a 5,7% na economia total. As remunerações aumentaram 22,5% e passaram a representar 8,4% do total nacional; a remuneração média por trabalhador naquelas atividades correspondeu a 91,1% da média da economia, sinalizando ganhos, mas também a persistência de diferenciais remuneratórios setoriais. A mudança para a base 2021 das Contas Nacionais implicou a incorporação de novas fontes (Balança de Pagamentos revista, Inquérito às Despesas das Famílias 2022/23, Censos 2021 e e-fatura) e melhorias metodológicas relevantes, nomeadamente a exclusão da despesa de estudantes internacionais de longa duração do âmbito do turismo. As revisões subsequentes reduziram níveis de CTTE e VABGT em 2021 – 2023, sem alterar a leitura qualitativa de consolidação do peso do turismo.

Em síntese, o turismo manteve, em 2024, um papel estruturante na economia portuguesa: pesos relativos em máximos ou estáveis, contributo relevante para o crescimento, saldo externo favorável e procura externa robusta. O ciclo aponta para normalização do crescimento, pelo que a sustentação futura dependerá da diversificação de mercados, qualificação do emprego e gestão da capacidade instalada.

Figura 6 - Estatísticas INE sobre Turismo

Fonte: INE



3.1. Metodologia

Neste estudo a metodologia adotada será a análise quantitativa.

A análise quantitativa de dados caracteriza-se pela utilização de técnicas estatísticas e pela exploração de informação expressa em valores numéricos, permitindo uma descrição objetiva dos fenómenos em estudo. Esta abordagem revela-se especialmente relevante quando o objetivo é identificar padrões, testar hipóteses ou estabelecer relações entre variáveis de forma sistemática e mensurável.

Um dos aspetos centrais da metodologia quantitativa reside na utilização de instrumentos de recolha de dados estruturados, como questionários, escalas de medição ou bases de dados, que possibilitam a obtenção de informação representativa. Através do recurso a procedimentos estatísticos, é possível organizar e analisar os dados, assegurando maior rigor na interpretação e permitindo a generalização dos resultados para contextos mais amplos.

Entre as principais vantagens desta metodologia encontra-se a objetividade dos resultados, a possibilidade de replicação dos estudos e a capacidade de estabelecer correlações ou mesmo relações de causalidade. No entanto, também apresenta limitações, sobretudo no que respeita à dificuldade em captar dimensões mais subjetivas e contextuais dos fenómenos sociais, que muitas vezes não podem ser reduzidos a valores numéricos.

A análise quantitativa tem aplicação frequente em áreas como as ciências sociais, a educação, a saúde e a gestão, nas quais a mensuração de variáveis e a análise de tendências constituem elementos fundamentais para a construção de conhecimento científico e para a fundamentação de decisões práticas.

3.2. Questões de investigação

A presente investigação foi delineada com o propósito de analisar a aplicabilidade e a robustez de modelos clássicos de previsão de falência no contexto das empresas portuguesas do setor do turismo, procurando identificar os fatores financeiros que mais contribuem para explicar a sua solvência. Assim, o estudo orienta-se por um conjunto de questões fundamentais que estruturam toda a análise empírica e teórica:

- ✓ Qual é o desempenho comparativo entre o modelo de ADL de Altman (1983) e o modelo de Regressão Logística de Altman e Sabato (2007) quando aplicados a empresas portuguesas do setor do turismo?
- ✓ Quais os rácios financeiros que melhor explicam a probabilidade de insolvência e de que forma a sua relevância varia entre empresas solventes e insolventes?
- ✓ Em que medida a dimensão empresarial (micro, PME e grandes empresas) influencia a estrutura financeira, a rentabilidade e, conseqüentemente, a eficácia dos modelos preditivos?
- ✓ Até que ponto o modelo logístico constitui uma ferramenta mais flexível e ajustada à realidade das empresas portuguesas, comparativamente à ADL originalmente desenvolvida para grandes empresas industriais?
- ✓ Que contributos empíricos e teóricos resultam da aplicação destes modelos ao setor do turismo, um dos mais relevantes para o crescimento económico e para a sustentabilidade financeira nacional?

Estas questões norteiam o desenvolvimento do estudo e visam não apenas testar a validade empírica dos modelos, mas também compreender as suas implicações práticas na gestão do risco empresarial e na antecipação de situações de insolvência, com particular foco nas pequenas e médias empresas portuguesas.

3.3. Identificação dos modelos em estudo

Os modelos de estudo serão a análise discriminante de Altman (1983) e o modelo de regressão logística de Altman e Sabato (2007).

A análise discriminante de Altman (1983) constitui uma das metodologias clássicas mais relevantes no âmbito da previsão de insolvências empresariais. Baseia-se na combinação linear ponderada de rácios financeiros que maximizam a separação estatística entre grupos de empresas solventes e insolventes.

O modelo pressupõe que as variáveis seguem uma distribuição multivariada normal e que as matrizes de covariância são idênticas entre os grupos, permitindo a construção de uma função discriminante que classifica as empresas segundo a sua distância aos valores médios de referência de cada grupo. A principal vantagem deste método reside na sua

interpretação intuitiva e na simplicidade operacional, facilitando a aplicação prática em contextos empresariais e institucionais. Além disso, o modelo de Altman (1983), ao incorporar rácios de liquidez, rentabilidade, solvência e eficiência, oferece uma visão abrangente da estrutura financeira e da performance económica das organizações. Contudo, o seu carácter linear e rígido, refletido numa função de decisão estática, limita a capacidade de modelar relações não lineares ou efeitos probabilísticos associados ao risco de incumprimento.

Por sua vez, o modelo de regressão logística desenvolvido por Altman e Sabato (2007) introduz uma abordagem estatística mais flexível e adequada à realidade das PME, que frequentemente apresentam características distintas das grandes empresas analisadas em estudos anteriores. Este modelo estima diretamente a probabilidade de falência (PD) através da função logística, permitindo quantificar o risco de insolvência numa escala contínua entre 0 e 1. A utilização de variáveis não transformadas (*unlogged predictors*) facilita a interpretação económica dos coeficientes, traduzindo o impacto marginal de cada rácio financeiro na probabilidade de incumprimento. Além disso, a regressão logística não impõe pressupostos estritos de normalidade ou homocedasticidade, conferindo-lhe maior robustez estatística e generalização empírica em amostras heterogéneas. O modelo de Altman e Sabato representa, assim, um avanço metodológico relevante na avaliação do risco de crédito e na modelização probabilística da insolvência.

A análise conjunta destes dois modelos revela complementaridades metodológicas e analíticas. Enquanto a análise discriminante de Altman (1983) privilegia a classificação categórica e fornece uma função de decisão útil para identificação rápida de empresas em risco, o modelo logístico de Altman e Sabato (2007) permite uma avaliação contínua e probabilística do risco, integrando maior flexibilidade e capacidade preditiva. A comparação dos resultados provenientes dos dois modelos possibilita avaliar a consistência e sensibilidade das previsões de insolvência, bem como identificar potenciais discrepâncias associadas às diferentes estruturas amostrais e pressupostos estatísticos.

Assim, a utilização combinada destes modelos constitui uma estratégia metodológica sólida para o estudo do comportamento financeiro das empresas, potenciando uma análise multidimensional do risco de falência reforçando a validade empírica das conclusões obtidas.

3.4. Obtenção dos dados e variáveis

3.4.1 Descrição dados

Para a concretização do presente estudo, recorreu-se à base de dados SABI, para a recolha dos dados financeiros que permitiram o cálculo das variáveis.

Nesse contexto, tal como previamente referido, foram analisadas empresas pertencentes ao setor do turismo, mais especificamente das atividades de Alojamento (CAE 55) e Restauração (CAE 56), abrangendo tanto empresas solventes como insolventes. A classificação da SABI será adotada para determinar o estado das empresas (insolvente ou não insolvente), dado que, com base exclusivamente na informação disponibilizada em processos judiciais, não seria possível estabelecer com precisão a origem dos mesmos (seja por insolvência, clientes, fornecedores, entre outros).

3.4.2 Seleção e tamanho da amostra

3.4.2.1 Modelo de Altman (1983)

A amostra inicial utilizada neste estudo foi composta por empresas portuguesas com dados financeiros disponíveis de forma contínua durante cinco exercícios consecutivos (2019 a 2023), assegurando uma base temporal consistente e adequada à análise longitudinal. Com o objetivo de garantir a fiabilidade dos resultados e a relevância económica da informação, procedeu-se à exclusão de todas as empresas que registaram dois ou mais anos consecutivos com vendas nulas, uma vez que tal situação indicia ausência de atividade operacional efetiva. A presença dessas entidades poderia introduzir enviesamentos significativos nos rácios financeiros e comprometer a validade estatística do modelo de previsão da insolvência, motivo pelo qual se optou pela sua remoção.

Após a aplicação deste critério de filtragem, o número final de empresas consideradas foi de 438, correspondendo a um total de 2.190 observações, resultantes da análise de cinco períodos anuais por entidade. Posteriormente, a amostra foi estratificada segundo a dimensão das empresas, por meio da variável DIM (dimensão), construída com base no total do ativo e em conformidade com o disposto no Decreto-Lei n.º 372/2007, de 6 de novembro. Assim, foram definidos três grupos distintos: microempresas, com total do ativo igual ou inferior a dois milhões de euros; PME, com total do ativo superior a dois

milhões e até quarenta e três milhões de euros; e grandes empresas, com total do ativo superior a quarenta e três milhões de euros.

Esta segmentação revelou-se metodologicamente adequada, uma vez que a dimensão empresarial influencia de forma direta a estrutura financeira, a capacidade de endividamento e a rentabilidade dos ativos, dimensões fundamentais no modelo de Altman.

De acordo com Altman (1983), as microempresas, em virtude da sua reduzida dimensão e estrutura financeira limitada, apresentam maior volatilidade nos rácios financeiros, dado que pequenas variações nos resultados ou na liquidez produzem impactos proporcionalmente mais elevados nos indicadores de solvência e desempenho (Káčer, Ochotnický, & Alexy, 2019; Rivaud, 2001). Acresce que estas entidades evidenciam uma maior vulnerabilidade a choques económicos, resultante da sua dependência de fontes de financiamento restritas, da menor capacidade de diversificação do risco e da reduzida margem de absorção de perdas, o que as torna particularmente sensíveis a flutuações conjunturais (Beck, Demirgüç-Kunt, & Maksimovic, 2005; Gertler & Gilchrist, 1994). Em contraposição, as grandes empresas, detentoras de estruturas de capital mais diversificadas, acesso facilitado a mercados financeiros e recursos económicos mais robustos, tendem a revelar maior estabilidade operacional e resiliência face a perturbações externas (Berger & Udell, 1998; Beck et al., 2005).

Tabela 1 - Divisão de empresas por dimensão

Dimensão da empresa					
		Frequência	Percentagem	Percentagem válida	Percentagem acumulativa
Válido	Micro	21	1,0	1,0	1,0
	PME	1807	82,5	82,5	83,5
	Grande	362	16,5	16,5	100,0
	Total	2190	100,0	100,0	

A exclusão de empresas sem registo de vendas em vários anos consecutivos elimina ainda potenciais distorções resultantes de ativos improdutivos ou de passivos sem correspondência operacional, reforçando assim a validade estatística e económica dos rácios utilizados no cálculo do *Z-score*.

Assim, a amostra final obtida apresenta-se equilibrada, consistente e representativa, constituindo uma base sólida para a aplicação do modelo de Altman de forma robusta. A estrutura temporal de cinco anos consecutivos permite não apenas observar o

comportamento estático dos indicadores financeiros, mas também identificar tendências evolutivas dos rácios, aspeto essencial para a antecipação de situações de insolvência. Este procedimento de amostragem, cuidadosamente delineado, assegura que as conclusões retiradas do estudo assentam em fundamentos estatisticamente fiáveis e economicamente significativos.

Tabela 2 - Total de empresas por dimensão e por ano

Tabulação cruzada Ano * Dimensão da empresa

Contagem

		Dimensão da empresa			Total
		1	2	3	
Ano	2019	7	365	66	438
	2020	6	364	68	438
	2021	2	365	71	438
	2022	4	358	76	438
	2023	2	355	81	438
Total		21	1807	362	2190

A Tabela 2 apresenta a distribuição da amostra utilizada para a análise do modelo proposto. Esta permite observar a composição das empresas incluídas no estudo, desagregadas por ano de observação (2019 a 2023) e por dimensão empresarial, onde o número 1 representa as microempresas, o número 2 mostra as PME e o número 3 apresenta as grandes empresas.

A amostra total é composta por 2.190 observações, distribuídas uniformemente ao longo dos cinco anos de análise (438 por ano), conforme referido anteriormente. Observa-se que as PME representam a maioria das entidades analisadas (1.807 observações), seguidas pelas grandes empresas (362 observações) e, em menor número, pelas microempresas (21 observações).

Esta distribuição reflete a predominância das PME no tecido empresarial português, o que está em linha com a estrutura económica nacional, onde estas empresas desempenham um papel central na criação de valor e no emprego. A inclusão das três categorias permite, assim, avaliar o desempenho dos modelos de Altman (1983) em diferentes escalas empresariais, analisando a sua capacidade preditiva em contextos de distinta dimensão e estrutura financeira.

3.4.2.2 Modelo de Altman e Sabato (2007)

Para além dos procedimentos utilizados para a seleção da amostra no modelo anterior, foram excluídas todas as observações que apresentavam dados financeiros incompletos

ou valores nulos em variáveis fundamentais, de forma a garantir consistência estatística e comparabilidade entre períodos.

Durante a fase de preparação da base de dados verificaram-se problemas de zeros nos denominadores de alguns rácios, em particular na variável JUIROS, que apresentava 187 observações com valor zero. Como o cálculo de logaritmos e de rácios financeiros com denominadores nulos comprometeria a validade dos resultados, estes valores foram substituídos por um número mínimo positivo (0,000001), originando a variável ajustada N_JUIROS. Esta transformação permitiu manter todas as observações, evitando omissões ou divisões indefinidas. A variável XS5, que dependia diretamente desta, foi atualizada em conformidade.

Para reduzir o impacto de valores extremos, foi aplicada winsorização a 5% aos rácios financeiros originais (percentis P5 e P95), dando origem às variáveis de W5_X1 a W5_X5. Este procedimento visou limitar a influência de *outliers* sem eliminar observações válidas, estabilizando a variabilidade e preservando o tamanho da amostra.

3.5. Descrição das variáveis

3.5.1 Modelo de Altman (1983) e Altman e Sabato (2007)

A opção pelo modelo de Altman (1983), previamente apresentado na revisão da literatura, justifica-se pelo facto de as empresas em análise não se encontrarem cotadas em bolsa. Assim, este modelo, designado por *Z'-Score*, revela-se o mais adequado, uma vez que integra cinco variáveis financeiras, expressas sob a forma de rácios, que permitem captar distintas dimensões da performance e da estrutura económica e financeira das empresas.

Rácios financeiros do Modelo de Altman (1983)

- ✓ $X_1 = \text{Fundo de Maneio} / \text{Total Ativo}$
- ✓ $X_2 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ $X_3 = \text{EBIT} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Total do Passivo}$
- ✓ $X_5 = \text{Vendas} / \text{Total do Ativo}$

Os rcios acima representam:

$X_1 = \text{Fundo de Maneio} / \text{Total do Ativo}$ - Este indicador analisa a proporo do fundo de maneio, definido como a diferena entre o ativo corrente e o passivo corrente, em relao ao total do ativo da empresa. Trata-se de uma mtrica que avalia a liquidez e a capacidade da organizao para financiar as suas operaes a curto prazo sem a necessidade de contrair passivos adicionais

$X_2 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$ - Este rcio representa a relao entre os resultados acumulados, ou seja, os lucros ou prejuzos retidos ao longo do tempo, e o total do ativo da empresa. Reflete a capacidade da organizao em gerar reservas internas, em comparao com os recursos totais disponveis.

$X_3 = \text{EBIT} / \text{Total do Ativo}$ - Este rcio mede a eficincia da empresa na gerao de resultados operacionais, representados pelo EBIT, relativamente ao total do ativo. Valores elevados deste indicador sugerem uma utilizao eficiente dos ativos na criao de valor operacional.

$X_4 = \text{Capital Prprio} / \text{Total do Passivo}$ - Este indicador compara o capital prprio da empresa com o total do passivo. Um valor elevado indica uma estrutura financeira robusta, demonstrando que a empresa possui uma maior proporo de recursos prprios em relao s suas obrigaes financeiras. Isso reflete maior solidez e menor dependncia de financiamento externo.

$X_5 = \text{Vendas} / \text{Total do Ativo}$ - Este rcio avalia a eficincia da empresa na utilizao dos seus ativos para gerar receitas, indicando a rotao dos ativos. Valores superiores deste indicador refletem uma maior eficcia na converso de ativos em volume de vendas.

Rcios financeiros do Modelo de Altman e Sabato (2007)

- ✓ Rentabilidade: $X_1 = \text{EBITDA} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ Alavancagem: $X_2 = \text{Passivo Corrente} / \text{Capital Prprio}$
- ✓ Cobertura: $X_3 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ Liquidez: $X_4 = \text{Disponibilidades} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ Atividade: $X_5 = \text{EBITDA} / \text{Juros e outros gastos similares suportados}$

Estes rcios explicam-se da seguinte forma:

Rentabilidade: $X_1 = \text{EBITDA} / \text{Total do Ativo}$ - Este rcio quantifica a capacidade da empresa de gerar resultados operacionais, calculados pelo EBITDA (resultados antes de juros, impostos, depreciaces e amortizaces), em relaco ao total do ativo. Constitui uma medida de rentabilidade que avalia a eficincia na utilizaco dos recursos disponveis.

Alavancagem: $X_2 = \text{Passivo Corrente} / \text{Capital Prprio}$ - Este indicador avalia o grau de alavancagem financeira da empresa, expressando a relaco entre o passivo corrente (responsabilidades financeiras de curto prazo) e o capital prprio. Valores elevados podem indicar uma maior dependncia de financiamento de curto prazo em relaco aos recursos prprios da empresa, o que pode refletir maior risco financeiro e menor autonomia financeira.

Cobertura: $X_3 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$ - Este rcio mede a relaco entre os resultados transitados (lucros ou prejuzos acumulados ao longo do tempo) e o total do ativo da empresa. Trata-se de um indicador de sustentabilidade que evidencia o peso das reservas internas acumuladas relativamente aos recursos totais disponveis.

Liquidez: $X_4 = \text{Disponibilidades} / \text{Total do Ativo}$ - Este rcio calcula a proporco das disponibilidades lquidas (valores de caixa ou depsitos bancrios) no total do ativo da empresa. Um valor superior sugere uma maior capacidade de cumprir obrigaces financeiras imediatas, representando a liquidez de curto prazo da organizaco.

Atividade: $X_5 = \text{EBITDA} / \text{Juros e Outros Gastos Similares Suportados}$ - Este indicador avalia a capacidade da empresa de gerar lucros operacionais suficientes (EBITDA) para fazer face aos encargos financeiros, tais como juros e outros gastos similares.  uma medida de cobertura que reflete a solidez financeira da empresa em relaco aos seus custos de financiamento.

3.6. Procedimentos estatsticos

A anlise estatstica foi realizada utilizando o Microsoft Excel (para limpeza de dados) e o IBM SPSS (verso 29).

3.6.1. Modelo de Altman (1983)

Para mitigar o impacto dos *outliers* severos, aplicou-se um processo de winsorização, substituindo valores extremos pelos correspondentes aos percentis 1 e 99 (*winsorizing* a 1%) e, posteriormente, aos percentis 5 e 95 (*winsorizing* a 5%). Apesar das duas repetições, verificou-se que continuaram a existir valores discrepantes, embora o conjunto de variáveis com winsorização a 5% tenha apresentado melhor comportamento estatístico, sendo o selecionado para o cálculo final do *Z-score* de Altman (W5Z1).

O modelo utilizado foi o Modelo de Altman (1983), adaptado ao contexto de insolvência empresarial em vez de falência formal. Foram calculados três indicadores principais:

- 1) Z1 – *score* original de Altman (1983)
- 2) WZ1 – *Z-score* com winsorização a 1%
- 3) W5Z1 – *Z-score* com winsorização a 5% (modelo final adotado)

A análise estatística inclui:

- ✓ Testes de normalidade dos *Z-scores* (1% e 5% winsorizados);
- ✓ Estatísticas descritivas das variáveis do modelo, comparando empresas insolventes e solventes, tanto por ano como em conjunto;
- ✓ Análise de desempenho do modelo preditivo, através de:
 - Classificação das empresas em três zonas de risco (insolvente, cinzenta e segura);
 - Comparação entre a previsão do modelo e a situação real das empresas;
 - Avaliação da capacidade discriminante do modelo com recurso à curva ROC (*Receiver operating characteristic*) e ao índice AUC (Área sob a curva).
- ✓ Verificação de pressupostos e análise discriminante:
 - Recorreu-se à função *Discriminant Analysis* para testar a igualdade das matrizes de covariância entre empresas falidas e não falidas.
 - O teste de Box's M resultou em $M = 1236,863$; $F \approx 81,283$; $p < 0,001$, indicando violação da homogeneidade das covariâncias.
 - Dado este resultado, a ADL foi considerada inadequada para esta amostra.

3.6.2. Modelo de Altman e Sabato (2007)

- ✓ Estimação do modelo logístico:
 - Foi utilizado o procedimento *Binary Logistic Regression* do SPSS
 - A variável dependente foi a situação de falência (1 = falida; 0 = não falida).
 - As variáveis independentes inseridas foram W5_X1, W5_X2, W5_X3, W5_X4 e W5_X5.
 - Devido ao desequilíbrio entre grupos, aplicou-se ponderação de casos, com pesos de 8,62 para empresas falidas e 0,53 para não falidas, de modo a equilibrar a contribuição de ambas as classes na regressão.
 - O nível de significância adotado foi 5% ($\alpha = 0,05$).

O SPSS gerou automaticamente os coeficientes (B), erros padrão (S.E.), estatísticas de *Wald*, significâncias (Sig.) e *odds ratios* (Exp(B)), apresentados na tabela de variáveis da equação.

CAPÍTULO IV – ANÁLISE E RESULTADOS

4.1 Modelo de Altman (1983)

4.1.1 Identificação e tratamento dos *outliers*

Após a definição da amostra e categorização das empresas segundo a sua dimensão, verificou-se a existência de valores atípicos severos nas variáveis financeiras.

Mesmo após a criação das três categorias de dimensão empresarial — micro, PME e grandes empresas — nas categorias 2-PME e 3-Grande são visíveis muitos *outliers* em todas as variáveis, nos vários anos, o que demonstra que a dispersão dos dados não se devia apenas ao tamanho da empresa, mas também a características específicas do seu desempenho económico-financeiro.

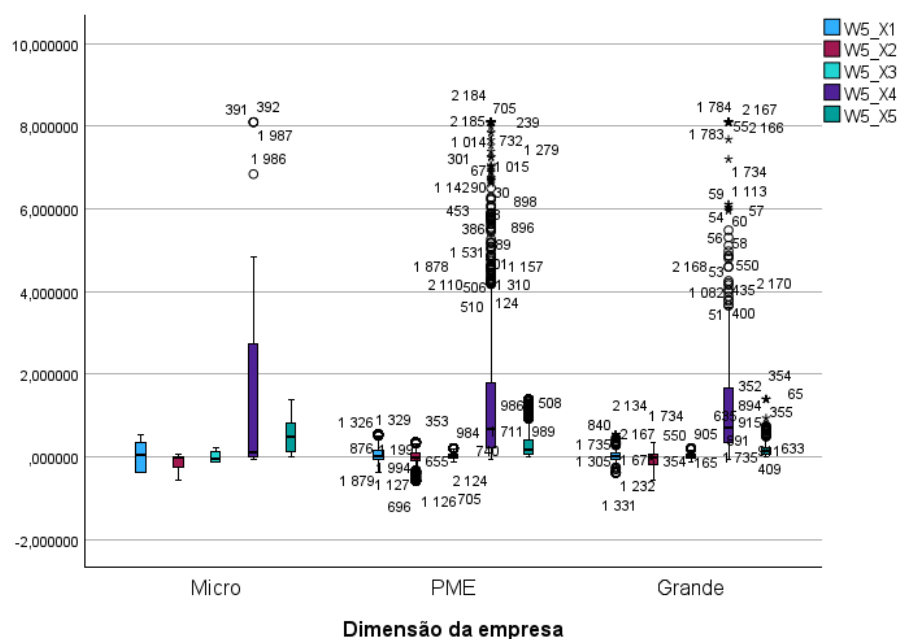
Para corrigir este problema e evitar que os valores extremos distorcessem os resultados do modelo de Altman, foi aplicada a técnica estatística de winsorização. Este procedimento consistiu na substituição dos valores superiores ao percentil 99 (P99) e inferiores ao percentil 1 (P1) pelos respetivos limites.

A aplicação inicial da winsorização a 1% não foi suficiente, analisando a Figura 7, uma vez que as variáveis winsorizadas a 1% continuaram com muitos *outliers*, tendo sido necessário repetir o processo a 5%, ou seja, substituindo valores acima do percentil 95 (P95) e abaixo do percentil 5 (P5), pelo percentil respetivo. Mesmo com a winsorização a 5% verificou-se a existência de alguns *outliers*, conforme a Figura 8, no entanto, o comportamento das variáveis winsorizadas a 5% foi globalmente mais equilibrado e estas foram as utilizadas no cálculo do *z-score* final (W5Z1).

Assim, a winsorização atuou como um mecanismo de robustez, permitindo que a análise se concentrasse nas tendências centrais do comportamento financeiro das empresas, sem eliminar observações válidas.

Além disso, a decisão de não aplicar a winsorização de forma diferenciada por dimensão (isto é, não fazer *winsorizing* por DIM) deve-se, ao número reduzido de empresas na categoria DIM=1 (microempresas), o que tornaria a análise estatisticamente instável nesse subgrupo como se comprova na Figura 9.

Figura 9 - Boxplot por DIM



Em termos interpretativos, esta decisão é metodologicamente sólida: a winsorização uniforme assegura comparabilidade entre empresas e períodos, enquanto a escolha do corte a 5% garante que apenas valores verdadeiramente aberrantes são ajustados.

Portanto, o tratamento dos *outliers* constituiu uma etapa crucial de preparação da base de dados, minimizando distorções e aumentando a fiabilidade dos resultados do modelo de Altman (1983).

4.1.2 Cálculo e comparação dos Z-Scores de Altman (1983)

Com a base de dados estabilizada, foram calculadas três versões do indicador de solvência de Altman:

1. Z1 (*Z-score* original de Altman, 1983)
2. WZ1 (*Z-score* após winsorização a 1%)
3. W5Z1 (*Z-score* após winsorização a 5%)

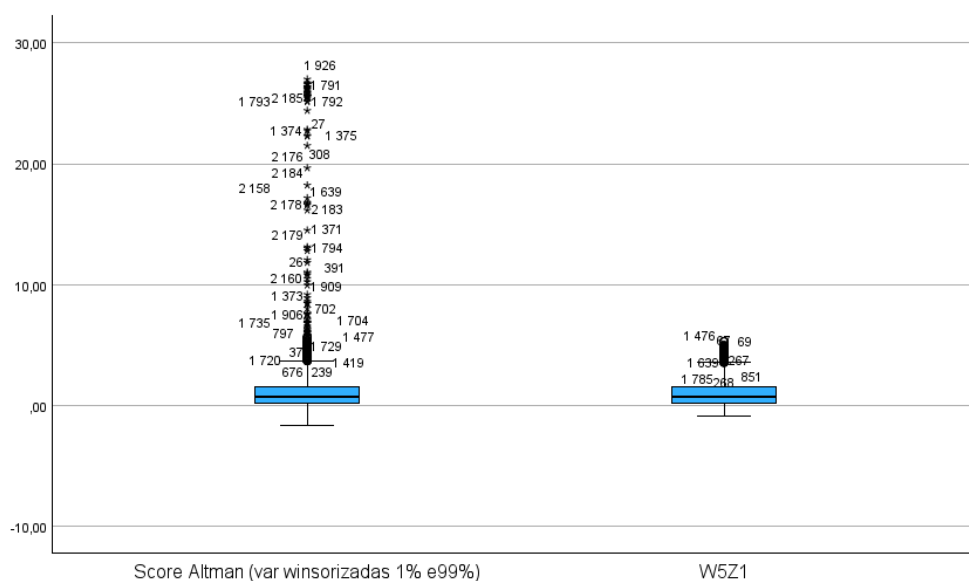
A escolha de múltiplas versões do *score* permite avaliar o impacto do tratamento estatístico de winsorização na estabilidade dos resultados.

Tabela 3 - Estatísticas descritivas de Z1, WZ1 e W5Z1

		Z1	WZ1	W5Z1
N	Válido	2190	2190	2190
	Omisso	0	0	0
Média		28,97614985	1,46993238	1,03182312
Mediana		,74138073	,74559705	,74640639
Erro Desvio		806,47779850	3,311938680	1,153264460
Assimetria		36,882	5,568	1,178
Erro de assimetria padrão		,052	,052	,052
Curtose		1455,721	35,730	1,186
Erro de Curtose padrão		,105	,105	,105
Mínimo		-11,314503	-1,623812	-,869824
Máximo		33671,304702	27,003007	5,318756
Percentis	25	,18970263	,19219052	,22400096
	50	,74138073	,74559705	,74640639
	75	1,58306039	1,59163402	1,55771533

A tabela das estatísticas dos três *scores* (Tabela 3) mostra a redução gradual da variabilidade à medida que se passa de Z1 para W5Z1, com médias mais estáveis e caudas menos pesadas. Os boxplots de WZ1 e W5Z1 (Figura 10) confirmam a redução de outliers sob W5Z1, sugerindo maior estabilidade.

Figura 10 - Boxplot de WZ1 e W5Z1



Foram realizados testes de normalidade aos *Z-scores* de Altman, quer para o caso da winsorização a 1% quer a 5%, com o objetivo de avaliar a adequação estatística dos valores obtidos.

Os resultados indicaram que nenhum destes *scores* apresenta distribuição normal. No entanto, os resultados da Tabela 4, mostram que a versão W5Z1 apresentou uma distribuição mais próxima da normalidade, o que justifica a sua escolha para as análises subsequentes.

Tabela 4 - Teste de normalidade de WZ1 e W5Z1

	Testes de Normalidade					
	Kolmogorov-Smirnov ^a			Shapiro-Wilk		
	Estatística	gl	Sig.	Estatística	gl	Sig.
Score Altman (var winsorizadas 1% e99%)	,251	2190	<,001	,446	2190	<,001
W5Z1	,110	2190	<,001	,910	2190	<,001

a. Correlação de Significância de Lilliefors

A aplicação do modelo de Altman (1983) — adaptado para insolvência em vez de falência formal — permite calcular um *Z-score* composto, baseado na ponderação de cinco rácios financeiros:

- ✓ $X_1 = \text{Fundo de Maneio} / \text{Total Ativo}$
- ✓ $X_2 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ $X_3 = \text{EBIT} / \text{Total do Ativo}$

- ✓ $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Total do Passivo}$
- ✓ $X_5 = \text{Vendas} / \text{Total do Ativo}$

Estes rácios são combinados na seguinte equação:

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$$

Com base neste índice, as empresas foram classificadas em três zonas de risco:

- ✓ Zona de insolvência ($Z' < 1,23$), indicando elevada probabilidade de incumprimento;
- ✓ Zona cinzenta ($1,23 \leq Z' \leq 2,90$), correspondente a risco intermédio;
- ✓ Zona de segurança ($Z' > 2,90$), representando empresas solventes.

As estatísticas descritivas das variáveis, separando empresas insolventes e solventes, mostram as diferenças das variáveis envolvidas no modelo (Tabela 5).

Tabela 5 - Estatísticas descritivas das variáveis, separando empresas Insolventes(falidas) / solventes (não falidas)

V_D_Falencia		Estatísticas					
		W5_X1	W5_X2	W5_X3	W5_X4	W5_X5	
Não falida	N	Válido	2063	2063	2063	2063	2063
		Omisso	0	0	0	0	0
		Média	,05068557	-,00970669	,03423057	1,59491750	,30418596
		Mediana	,01952294	,00000000	,02134630	,75799555	,17359746
		Desvio padrão	,218835809	,201227690	,078675803	2,080083257	,359819131
		Mínimo	-,383583	-,571018	-,112805	-,044203	,003841
		Máximo	,542752	,351713	,210879	8,100333	1,394507
Falida	N	Válido	127	127	127	127	127
		Omisso	0	0	0	0	0
		Média	-,07047806	-,30525479	-,02775199	-,03718500	,20708283
		Mediana	-,03347905	-,29827937	-,02935401	-,04420253	,08735005
		Desvio padrão	,203040630	,243199560	,066748347	,012648516	,319004030
		Mínimo	-,383583	-,571018	-,112805	-,044203	,003841
		Máximo	,542752	,194105	,210879	-,000615	1,394507

Verificou-se que as empresas classificadas como insolventes apresentavam sistematicamente EBIT/Ativo e Vendas/Ativo inferiores, refletindo desempenho operacional deficitário e baixa eficiência no uso dos ativos.

Pelo contrário, as empresas consideradas solventes evidenciaram rácios de liquidez e rentabilidade positivos e sustentados.

O modelo revelou assim coerência empírica entre as variáveis financeiras e o estado real de solvência das empresas.

Em termos de robustez estatística, a versão W5Z1 mostrou-se a mais consistente, apresentando menor dispersão dos valores e maior capacidade discriminante, o que confirma que o tratamento a 5% foi o mais adequado para garantir um *Z-score* estável e representativo da realidade financeira das empresas.

Tabela 6 - Classificação das empresas em função do *Z-score* W5Z1

Resumo de processamento de casos							
Zona de risco (W5Z1)		Válido		Casos Omisso		Total	
		N	Percentagem	N	Percentagem	N	Percentagem
W5Z1	Falência	1460	100,0%	0	0,0%	1460	100,0%
	Cinzenta	546	100,0%	0	0,0%	546	100,0%
	Segura	184	100,0%	0	0,0%	184	100,0%

Tabela 7 - Situação real das empresas da amostra

V_D_Falencia					
		Frequência	Percentagem	Percentagem válida	Percentagem acumulativa
Válido	Não falida	2063	94,2	94,2	94,2
	Falida	127	5,8	5,8	100,0
Total		2190	100,0	100,0	

A Tabela 6 apresenta a classificação das empresas da amostra segundo o índice Z (*Z-Score*) obtido com base nas variáveis financeiras winsorizadas a 5%, de acordo com o modelo de previsão de insolvência de Altman (1983).

Com base nos valores do índice Z ajustado (W5Z1), as empresas foram distribuídas por três zonas de risco, em conformidade com os limiares definidos por Altman, ou seja:

- ✓ Zona de falência ($Z < 1,81$), que integra 1.460 empresas, correspondendo a 66,7% da amostra;
- ✓ Zona cinzenta ($1,81 \leq Z \leq 2,90$), que abrange 546 empresas (24,9%);
- ✓ Zona segura ($Z > 2,90$), composta por 184 empresas (8,4%).

Esta classificação reflete a avaliação teórica do risco de insolvência, baseada no desempenho financeiro das empresas, tal como quantificado pelos rácios utilizados no modelo.

Por sua vez, a Tabela 7 evidencia a condição efetiva de solvência ou insolvência das mesmas entidades, apurada com base nas demonstrações financeiras. Neste caso, foi considerado o critério contabilístico segundo o qual uma empresa é classificada como insolvente quando o valor total do passivo excede o valor total do ativo. Assim, das 2.190 observações analisadas, 127 empresas (5,8%) foram classificadas como insolventes, enquanto 2.063 (94,2%) se encontram em situação de solvência.

A comparação entre as Tabelas 6 e 7 revela uma discrepância significativa entre o risco teórico e a realidade observada, uma vez que o modelo de Altman tende a sobrestimar a probabilidade de falência, ao classificar aproximadamente dois terços da amostra na zona de risco de falência, contrastando com os 5,8% de casos efetivamente insolventes. Esta divergência é expectável em análises empíricas que aplicam modelos preditivos a amostras heterogêneas, refletindo as diferenças entre a avaliação estatística do risco financeiro e a situação contabilística real das empresas.

Em suma, a Tabela 6 representa a estimativa teórica do risco de insolvência resultante da aplicação do modelo de Altman (1983) com variáveis winsorizadas, enquanto a Tabela 7 traduz a situação real de solvência das empresas da amostra, permitindo aferir a capacidade discriminante e preditiva do modelo no contexto estudado.

4.1.3 Análise e interpretação dos resultados da previsão do modelo (2019 -2023)

Tabela 8 - Classificação das zonas de risco W5Z1

		Zona de risco (W5Z1)				
Ano			Frequência	Porcentagem	Porcentagem válida	Porcentagem acumulativa
2019	Válido	Falência	266	60,7	60,7	60,7
		Cinzenta	130	29,7	29,7	90,4
		Segura	42	9,6	9,6	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2020	Válido	Falência	354	80,8	80,8	80,8
		Cinzenta	56	12,8	12,8	93,6
		Segura	28	6,4	6,4	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2021	Válido	Falência	328	74,9	74,9	74,9
		Cinzenta	80	18,3	18,3	93,2
		Segura	30	6,8	6,8	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2022	Válido	Falência	264	60,3	60,3	60,3
		Cinzenta	134	30,6	30,6	90,9
		Segura	40	9,1	9,1	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2023	Válido	Falência	248	56,6	56,6	56,6
		Cinzenta	146	33,3	33,3	90,0
		Segura	44	10,0	10,0	100,0
		Total	438	100,0	100,0	

Tabela 9 - Classificação real

		V_D_Falencia				
Ano			Frequência	Porcentagem	Porcentagem válida	Porcentagem acumulativa
2019	Válido	Não falida	411	93,8	93,8	93,8
		Falida	27	6,2	6,2	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2020	Válido	Não falida	395	90,2	90,2	90,2
		Falida	43	9,8	9,8	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2021	Válido	Não falida	435	99,3	99,3	99,3
		Falida	3	,7	,7	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2022	Válido	Não falida	409	93,4	93,4	93,4
		Falida	29	6,6	6,6	100,0
		Total	438	100,0	100,0	
2023	Válido	Não falida	413	94,3	94,3	94,3
		Falida	25	5,7	5,7	100,0
		Total	438	100,0	100,0	

Os resultados obtidos a partir do modelo de Altman (1983), após a aplicação das variáveis winsorizadas a 5%, permitem observar a evolução da capacidade preditiva do modelo ao longo do período compreendido entre 2019 e 2023. Para cada ano foram apresentadas as classificações das empresas em três categorias — falência, zona cinzenta e zona segura —, de acordo com o valor do *Z-score*, bem como a situação real das empresas, designadamente se se encontravam ativas (solventes) ou insolventes.

Em 2019, o modelo classificou 266 empresas na zona de falência, 130 na zona cinzenta e 42 na zona segura. No mesmo período, a base de dados registava 27 empresas insolventes e 411 ativas. Esta discrepância revela que, embora o modelo apresente tendência para classificar um número relativamente elevado de empresas em risco (falência e cinzenta), tal comportamento é consistente com a lógica conservadora do modelo de Altman, que privilegia a minimização de falsos negativos — ou seja, procura não deixar de identificar potenciais casos de insolvência, mesmo que incorra em alguns falsos positivos. Assim, o modelo demonstrou sensibilidade elevada, identificando corretamente a maioria das empresas que efetivamente se encontravam em risco.

No ano de 2020, observa-se um aumento significativo das empresas classificadas como em falência (354) e uma redução das que se situam na zona cinzenta (56). Este resultado pode estar associado ao impacto económico adverso verificado nesse ano, que coincidiu com o período inicial da crise pandémica da COVID-19, a qual afetou profundamente a liquidez e rentabilidade de grande parte das empresas portuguesas. A par disso, as empresas insolventes reais aumentaram para 43, o que reforça a coerência da classificação do modelo: a proporção de empresas sinalizadas como em risco aumentou em simultâneo com o número efetivo de insolvências, demonstrando ajustamento dinâmico face às condições macroeconómicas.

Em 2021, o modelo continuou a registar um número elevado de empresas na zona de falência (328) e um ligeiro aumento na zona cinzenta (80), com apenas 30 empresas classificadas como seguras. Neste ano, o número de empresas insolventes reais caiu para 3, enquanto as empresas ativas aumentaram para 435. Esta divergência sugere que o modelo, apesar da sua capacidade preditiva, pode sobrestimar o risco de insolvência em períodos de recuperação económica, quando a estrutura financeira das empresas ainda reflete os efeitos da crise anterior. Esta característica é típica dos modelos baseados em rácios históricos, cuja resposta à recuperação tende a apresentar ligeiro desfasamento temporal.

No ano de 2022, o número de empresas classificadas em falência reduziu-se para 264, enquanto a zona cinzenta aumentou para 134, e as empresas seguras totalizaram 40. Na situação real, existiam 29 empresas insolventes e 409 ativas, o que demonstra melhor correspondência entre a previsão e a realidade. O aumento da zona cinzenta indica que o modelo reconheceu uma fase de transição financeira, refletindo maior incerteza quanto à solvência de algumas empresas. Este comportamento revela uma maior sensibilidade do

modelo à estabilização pós-crise, na medida em que consegue distinguir entre empresas em deterioração efetiva e outras em processo de recuperação.

Finalmente, em 2023, o modelo classificou 248 empresas na zona de falência, 146 na zona cinzenta e 44 na zona segura, enquanto, na realidade, se registaram 25 empresas insolventes e 413 ativas. A redução gradual das empresas na zona de falência e o aumento das classificadas como seguras ao longo do período 2021-2023 evidencia um padrão de convergência com a normalização económica. Este resultado confirma que o modelo de Altman, embora assente em rácios contabilísticos históricos, consegue acompanhar a tendência de melhoria da solvência empresarial quando a conjuntura económica se estabiliza.

A leitura sequencial dos dados mostra, portanto, que o modelo é altamente sensível em contextos de crise — antecipando e amplificando os sinais de deterioração financeira — e tende a ajustar-se gradualmente à recuperação. Esta dinâmica está de acordo com a natureza preditiva do modelo de Altman (1983), cuja função é sinalizar probabilidades de insolvência com antecedência e não replicar exatamente a situação presente.

Em termos agregados, os resultados entre 2019 e 2023 confirmam a robustez preditiva do modelo: os anos com maior número de empresas insolventes coincidiram com os períodos em que o modelo identificou mais entidades em risco, e a recuperação da atividade empresarial refletiu-se numa diminuição progressiva das classificações de falência. Além disso, a persistência de uma zona cinzenta, numericamente expressiva nos últimos anos, sugere que o modelo continua a captar situações intermédias de vulnerabilidade financeira, que podem evoluir em qualquer direção, dependendo da gestão e das condições de mercado.

Em síntese, a análise anual da previsão do modelo demonstra que o *Z-score* de Altman (1983), mesmo adaptado à insolvência em vez de falência formal, se comporta de forma coerente com a realidade económica portuguesa durante o período em análise. O modelo mostrou-se recetivo a choques negativos, sensível à recuperação económica e capaz de manter consistência na diferenciação entre empresas solventes e insolventes, consolidando-se, assim, como uma ferramenta válida e informativamente rica para a avaliação e previsão do risco de insolvência empresarial.

4.1.4 Avaliação do desempenho preditivo – Curva ROC e AUC

A validade preditiva do modelo foi avaliada através da curva ROC e da AUC, indicadores clássicos de desempenho em modelos de classificação binária.

Com esta análise apresentam-se dois resultados principais, correspondentes a diferentes horizontes temporais:

- ✓ AUC = 0,852 para a previsão da insolvência um ano antes (t+1);
- ✓ AUC = 0,936 para a previsão dois anos antes (t+2)

Figura 11 - Curva ROC para t+1

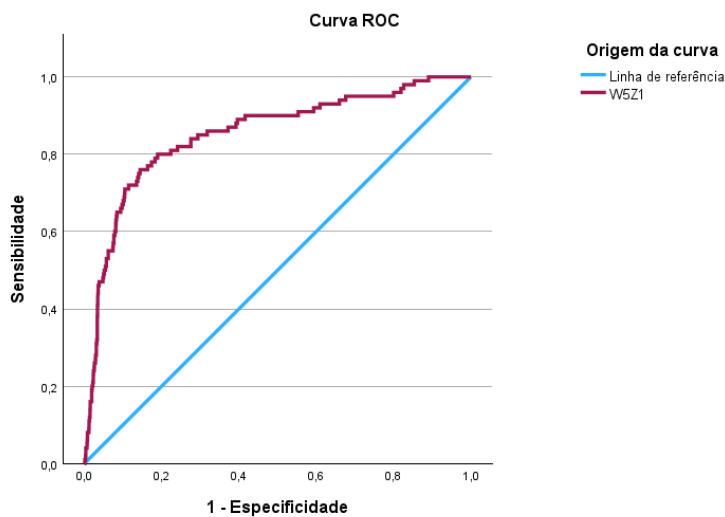
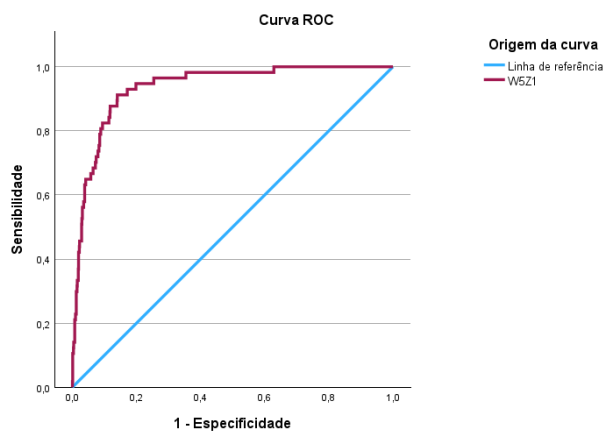


Figura 12 - Curva ROC para t+2



Estes valores são excepcionalmente elevados, indicando que o modelo é capaz de distinguir corretamente entre 85% e 94% das empresas solventes e insolventes.

De acordo com a literatura estatística, valores de AUC superiores a 0,80 indicam bom desempenho discriminante, e valores acima de 0,90 são considerados excelentes.

Assim, o modelo de Altman (1983), com variáveis winsorizadas a 5%, apresenta excelente capacidade de previsão da insolvência em ambos os horizontes temporais.

A melhoria do valor da AUC no segundo ano (t+2) é particularmente relevante: significa que o modelo consegue antecipar a deterioração financeira com elevada antecedência, captando sinais precoces de fragilidade económica antes de a insolvência se manifestar de forma visível.

Esta evidência empírica reforça o argumento de que os rácios financeiros incorporados no modelo de Altman — especialmente os relacionados com a rentabilidade dos ativos (EBIT/Ativo) e a estrutura de capital (Capital Próprio/Passivo) — possuem poder explicativo antecipatório sobre o estado de solvência das empresas.

Em síntese, os resultados da curva ROC confirmam que o modelo é estatisticamente robusto e operacionalmente útil para fins de previsão de risco de insolvência, apresentando elevada sensibilidade e especificidade.

No contexto português, estes resultados sugerem que o modelo de Altman (1983) pode ser utilizado como uma ferramenta de diagnóstico financeiro antecipado, relevante tanto para gestores empresariais como para instituições financeiras e entidades regulatórias.

4.2 Modelo de Altman e Sabato (2007)

Inicialmente, utilizou-se a equação *logit*:

$Logit(p) = 53,48 + 4,09 X_1 - 1,13 X_2 + 4,32 X_3 + 1,84 X_4 + 1,97 X_5$, onde:

- ✓ $X_1 = \text{EBITDA} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ $X_2 = \text{Passivo Corrente} / \text{Capital Próprio}$
- ✓ $X_3 = \text{Resultados Transitados} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ $X_4 = \text{Disponibilidades} / \text{Total do Ativo}$
- ✓ $X_5 = \text{EBITDA} / \text{Juros e outros gastos similares suportados}$

Antes de se proceder ao cálculo da equação, verificou-se a existência de zeros nos denominadores das variáveis utilizadas na composição dos rácios. Esta verificação foi

essencial para assegurar a validade matemática da equação, uma vez que a presença de zeros em denominadores pode originar resultados indefinidos (divisões por zero) ou distorções graves nos valores dos rácios.

A análise exploratória revelou que, entre as variáveis financeiras, T_CP (Total de Capital Próprio) não apresentava valores nulos, ao passo que a variável JUROS_SUPPORT incluía 187 observações com valor zero. Esta constatação foi confirmada através das estatísticas descritivas apresentadas na Figura 10, onde se observa que o mínimo de JUROS_SUPPORT é igual a 0,000000.

Tabela 10 - Estatísticas descritivas que provam o valor de juros a 0

		Estatísticas		
		T_ATIVO	T_CP	JUROS_SUPO RT
N	Válido	2190	2190	2190
	Omisso	0	0	0
Média		30863,593614	12423,891729	375,44129073
Mediana		17491,752955	6579,6115300	96,22803000
Erro Desvio		41947,364610	23823,872370	1216,1337245
Assimetria		4,002	2,721	13,405
Erro de assimetria padrão		,052	,052	,052
Curtose		20,943	21,098	259,248
Erro de Curtose padrão		,105	,105	,105
Mínimo		382,069400	-144855,6181	,000000
Máximo		402984,08700	248849,84631	28471,444510
Percentis	5	5492,3495200	-743,24129200	,00000000
	25	11241,701585	2558,7359325	19,55029250
	50	17491,752955	6579,6115300	96,22803000
	75	29922,493420	13849,583655	288,28751750
	95	122492,08943	50525,499631	1511,2206505

A distribuição de JUROS_SUPPORT revelou-se fortemente assimétrica (assimetria = 13,405) e leptocúrtica (curtose = 259,248), indicando a presença de valores extremos e uma concentração acentuada de observações próximas de zero. Esta característica impunha um tratamento estatístico específico, uma vez que afetava a estabilidade das variáveis dependentes do denominador “juros”.

Para resolver o problema dos denominadores nulos e evitar erros computacionais, os valores zero de JUROS_SUPPORT foram substituídos por um valor mínimo positivo (0,000001), originando uma nova variável designada N_JUROS.

Esta substituição teve como objetivo preservar todas as observações da amostra, evitando a eliminação de casos válidos e assegurando a possibilidade de cálculo dos rácios subsequentes, nomeadamente X_5 , cuja fórmula dependia da variável de juros.

Após esta alteração, foram recalculadas as estatísticas descritivas, tanto para as variáveis originais (XS1 a XS5) como para as ajustadas (N_JUROS e NXS5), de forma a avaliar o impacto da correção.

Tabela 11 - Estatísticas descritivas dos rácios financeiros com a nova variável N_JUROS

		Estatísticas						
		XS1	XS2	XS3	XS4	XS5	N_JUROS	NXS5
N	Válido	2190	2190	2190	2190	2003	2190	2190
	Omisso	0	0	0	0	187	0	0
Média		,06616245	1,70204998	-,04864428	,08134446	8147,5637519	375,44129081	99962779,819
Mediana		,04662485	,27063721	,00000000	,02996296	6,02788847	96,22803000	6,67360368
Erro Desvio		,123699554	35,952360903	,475408586	,127028539	165457,27752	1216,1337245	947971966,53
Assimetria		,295	26,903	-16,016	2,749	31,983	13,405	16,122
Erro de assimetria padrão		,052	,052	,052	,052	,055	,052	,052
Curtose		18,151	1019,203	403,844	8,882	1147,606	259,248	346,586
Erro de Curtose padrão		,105	,105	,105	,105	,109	,105	,105
Mínimo		-1,425747	-394,490754	-13,180126	,000000	-66778,699346	,000001	-5210791000
Máximo		1,051860	1371,315208	1,005478	,920719	6368746,0000	28471,444510	23488728900
Percentis	5	-,05542184	-,62702962	-,57355114	,00054654	-16,51162208	,00000100	-48,66419888
	95	,26017109	6,10562525	,35260503	,34604685	543,92336956	1511,2206505	163156560,50

A comparação entre as duas tabelas revelou que, após a substituição dos valores nulos por 0,000001, as variáveis N_JUROS e NXS5 deixaram de apresentar valores mínimos iguais a zero, assegurando assim que todos os rácios derivados poderiam ser calculados sem ocorrência de divisões por zero.

Contudo, observou-se também que as variáveis apresentaram assimetria e curtose elevadas, especialmente em XS2, XS5 e NXS5, o que indicou a presença de *outliers* significativos e distribuições altamente não normais.

Para corrigir esta distorção, optou-se posteriormente por aplicar winsorização a 5% (P5–P95) às variáveis financeiras, reduzindo o impacto de valores extremos e aproximando as distribuições da normalidade, sem eliminar observações.

Esta etapa foi executada no SPSS através do cálculo dos percentis e da substituição automática dos valores extremos com base nos limites identificados. O resultado deste procedimento foi a criação de um novo conjunto de variáveis winsorizadas — WXS1, WXS2, WXS3, WXS4 e WXS5 — cuja distribuição se apresentou menos assimétrica e mais próxima da normalidade, mantendo, contudo, as características estruturais da amostra.

De seguida, calcularam-se as variáveis transformadas por logaritmos (prefixo “LW”), uma vez que o modelo de Altman e Sabato (2007) utiliza logaritmos naturais das variáveis

financeiras como forma de reduzir a dispersão, estabilizar a variância e aproximar as distribuições à normalidade.

Contudo, ao aplicar a transformação logarítmica, observaram-se múltiplos casos omissos devido à presença de valores negativos ou nulos em algumas variáveis.

Como o logaritmo natural não está definido para valores iguais ou inferiores a zero, o SPSS excluiu automaticamente as observações não compatíveis, resultando em perdas significativas de informação.

Os resultados foram os seguintes:

- ✓ LWXS2: 161 omissos
- ✓ LWXS4: 4 omissos
- ✓ LWXS5: 465 omissos

Estas perdas representaram uma fração substancial da amostra, especialmente no caso da variável LWXS5, em que mais de 20% das observações foram eliminadas. Tal situação comprometeria a comparabilidade entre o modelo ajustado e a realidade, além de reduzir a robustez estatística e a capacidade discriminante do modelo.

Em consequência, optou-se por não utilizar as variáveis log-transformadas na estimação principal, mantendo-se apenas as variáveis winsorizadas (WXS1 a WXS5) como preditores no modelo logístico.

Esta decisão foi metodologicamente justificada por dois motivos principais:

- ✓ a preservação da totalidade das observações, evitando a exclusão de casos válidos;
- ✓ a manutenção da consistência com o conjunto de variáveis previamente tratadas e validadas no processo de limpeza dos dados.

Assim, embora a transformação logarítmica fosse teoricamente desejável, a sua aplicação prática revelou-se inviável nesta amostra, conduzindo à opção por uma modelação com variáveis winsorizadas sem transformação.

Após a aplicação da winsorização a 5%, procedeu-se ao cálculo da equação *logit* descrita na revisão da literatura, correspondente ao modelo de Altman e Sabato (2007), ajustado ao contexto da amostra.

A equação teórica utilizada foi a seguinte:

$$PD = \frac{1}{1 + e^{-(4,28 + 0,18X1 - 0,01X2 + 0,08X3 + 0,02X4 + 0,19X5)}}$$

onde *PD* representa a probabilidade de falência (*Probability of default*).

Apesar da coerência teórica da equação, os resultados mostraram que, sem a transformação logarítmica, as variáveis apresentaram comportamento altamente instável, gerando valores extremos do *logit*.

Na prática, pequenas variações nos rácios conduziam a alterações drásticas nas probabilidades de falência, originando valores próximos de 0 ou 1, o que reduzia a capacidade discriminante do modelo.

Esta instabilidade foi atribuída a três fatores principais:

- ✓ Elevada assimetria residual dos rácios, mesmo após a winsorização;
- ✓ Ausência da transformação logarítmica, que no modelo original tem a função de estabilizar a variância;
- ✓ Sensibilidade do *logit* a rácios de pequena magnitude, amplificando oscilações numéricas.

Em resultado, o modelo produziu *logits* extremos e probabilidades saturadas, limitando a sua eficácia preditiva.

Esta constatação confirmou a importância das transformações logarítmicas preconizadas por Altman e Sabato (2007) e justificou a necessidade de ajustar o modelo à realidade da amostra, em que a aplicação de logaritmos era inviável devido à presença de valores negativos.

Decidiu-se uma nova abordagem que seria estimar um novo modelo com base no modelo inicial, de Altman (1983).

Após a preparação das variáveis financeiras, procedeu-se à ADL com o objetivo de avaliar a capacidade dos rácios financeiros em distinguir as empresas falidas das não falidas.

Esta técnica estatística procura construir uma função linear que maximize a separação entre grupos, de acordo com o modelo geral:

$D = \alpha + \lambda_1 X_1 + \lambda_2 X_2 + \lambda_3 X_3 + \lambda_4 X_4 + \lambda_5 X_5$, onde D representa o *score* discriminante,

α é a constante, e λ_i são os coeficientes estimados para cada variável financeira.

Antes da estimação da função discriminante, foram analisadas as estatísticas descritivas por grupo, com o intuito de identificar diferenças entre empresas falidas e não falidas.

Tabela 12 - Diferenças entre empresas falidas e não falidas

V_D_Falencia		Estatísticas de grupo			
		Média	Desvio padrão	N válido (de lista)	
				Não ponderado	Ponderado
Não falida	W5_X1	,05068557	,218835809	2063	2063,000
	W5_X2	-,00970669	,201227690	2063	2063,000
	W5_X3	,03423057	,078675803	2063	2063,000
	W5_X4	1,59491750	2,080083257	2063	2063,000
	W5_X5	,30418596	,359819131	2063	2063,000
Falida	W5_X1	-,07047806	,203040630	127	127,000
	W5_X2	-,30525479	,243199560	127	127,000
	W5_X3	-,02775199	,066748347	127	127,000
	W5_X4	-,03718500	,012648516	127	127,000
	W5_X5	,20708283	,319004030	127	127,000
Total	W5_X1	,04365919	,219740782	2190	2190,000
	W5_X2	-,02684578	,215224636	2190	2190,000
	W5_X3	,03063615	,079354777	2190	2190,000
	W5_X4	1,50027046	2,054582986	2190	2190,000
	W5_X5	,29855487	,358233442	2190	2190,000

Para a estimação da função discriminante foi considerada a probabilidade à priori proporcional ao tamanho real dos 2 grupos de empresas (falidas / não falidas), uma vez que, a utilização de igual probabilidade dos 2 grupos conduziu a piores resultados de classificação.

Os resultados revelam diferenças claras entre os grupos, confirmando que as empresas falidas apresentam, em média, piores indicadores financeiros.

Para verificar a validade dos pressupostos da ADL, foi aplicado o teste M de Box, que avalia a igualdade das matrizes de covariância entre os grupos analisados.

Os resultados obtidos foram:

- ✓ $M = 1236,863$
- ✓ $F \approx 81,283$
- ✓ $p < 0,001$

Os resultados obtidos levaram à rejeição da hipótese nula de igualdade das matrizes de covariância ($p < 0,001$). Este resultado demonstra uma violação do pressuposto de homogeneidade, o que significa que a variabilidade interna das variáveis difere significativamente entre empresas falidas e não falidas. A violação deste pressuposto pode aumentar a probabilidade de classificação de casos no grupo de maior dispersão.

Apesar de a ADL ser considerada uma técnica relativamente robusta em amostras de grande dimensão, a desproporção entre grupos (com 2063 empresas não falidas e 127 falidas) e a heterogeneidade das covariâncias podem comprometer a estabilidade e a generalização do modelo.

Deste modo, os resultados da ADL devem ser interpretados com cautela, reconhecendo-se a limitação imposta por esta violação do pressuposto.

O autovalor associado à função discriminante foi de 0,140, correspondendo a uma correlação canónica de 0,350. Este valor indica que a função discriminante explica aproximadamente 12,3% ($r^2 = 0,350^2$) da variância total entre os grupos.

Com um nível de significância de 5%, todas as variáveis são significativas para discriminar os grupos.

A significância global do modelo discriminante foi testada através do Lambda de Wilks, obtendo-se os seguintes resultados:

Tabela 13 - Resultados teste Lambda de Wilks

Lambda de Wilks				
Teste de funções	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	df	Sig.
1	,877	285,903	5	<,001

O valor de $p < 0,001$ demonstra que a função discriminante é estatisticamente significativa, ou seja, o conjunto das variáveis consideradas contribui de forma relevante para diferenciar empresas falidas e não falidas.

Os coeficientes não padronizados da função discriminante obtidos foram:

$$D = - 0,238 + 0,299X_1 + 3,823X_2 + 3,813X_3 + 0,112X_4 + 0,144X_5$$

Os coeficientes indicam que as variáveis X2 e X3 têm o maior peso na função discriminante, reforçando a importância da rentabilidade e dos resultados acumulados na diferenciação entre os dois grupos.

O sinal positivo dos coeficientes revela que maiores valores destas variáveis aumentam o *score* discriminante e, portanto, estão associados a maior probabilidade de a empresa ser solvente.

Já o impacto relativamente reduzido de X4 e X5 sugere que, nesta amostra, a estrutura de capital e a eficiência operacional tiveram um papel mais limitado na separação entre empresas falidas e não falidas.

O modelo classificou corretamente 94,2% dos casos.

Conclui-se que a ADL mostrou-se estatisticamente significativa (Lambda de Wilks, $p < 0,001$), evidenciando que os rácios financeiros utilizados contêm informação relevante para distinguir empresas falidas e não falidas.

Contudo, a violação do pressuposto de homogeneidade das covariâncias (teste M de Box, $p < 0,001$) e a disparidade entre o número de observações nos grupos reduzem a fiabilidade e a capacidade de generalização do modelo.

Em termos de contributo individual das variáveis, os resultados destacam X2 e X3 como os indicadores mais determinantes na distinção entre empresas solventes e insolventes, validando a relevância da rentabilidade e da sustentabilidade dos resultados no diagnóstico financeiro.

Em síntese, a ADL forneceu evidência empírica de que as variáveis financeiras explicam diferenças significativas entre os grupos de empresas.

Dado que a ADL revelou violação do pressuposto de homogeneidade das covariâncias, procedeu-se à estimação de um modelo de regressão logística binária, utilizando as variáveis independentes do modelo de Altman e Sabato (2007).

A regressão logística não requer igualdade de variâncias entre grupos e permite estimar a probabilidade de falência (p) através da função:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \beta_4 X_4 + \beta_5 X_5$$

onde p representa a probabilidade de uma empresa ser classificada como falida e X_i correspondem aos rcios financeiros previamente definidos.

Tabela 14 - Tabela de classificao

Tabela de Classificao^{a,b}

Observado		Previsto		Percentagem correta
		V_D_Falencia No falida	Falida	
Etapa 0	V_D_Falencia No falida	2063	0	100,0
	Falida	127	0	,0
Percentagem global				94,2

a. A constante est incluída no modelo.

b. O valor de recorte  ,500

Neste cenrio, o modelo classifica todas as empresas como no falidas, obtendo uma taxa de acerto global de 94,2%. Embora este valor parea elevado, ele reflete apenas a distribuio desequilibrada da amostra, composta por 94,2% de empresas no falidas e 5,8% de falidas. Este  um comportamento esperado quando a amostra  desequilibrada (Agrawal, L., Mulgund, P., & Sharman, R. (2024)).

Em termos preditivos, este modelo inicial  intil, pois falha em identificar qualquer empresa falida (sensibilidade = 0%).

Para corrigir o desequilrio entre grupos, foi implementada uma ponderao dos casos (Peso_bal), atribuindo-se pesos inversamente proporcionais  frequncia de cada grupo:

- ✓ Peso das falidas = Total / 2 x Falidas = 8,62
- ✓ Peso das no falidas = Total / 2 x No Falidas = 0,53 (Field, A. (2018))

Este ajustamento visa reduzir o enviesamento da regresso para a classe maioritria e aumentar a sensibilidade na deteo de empresas em situao de falncia.

Aps a ponderao, a contribuio de cada grupo tornou-se proporcional, permitindo ao modelo dar o mesmo peso s falidas e no falidas durante a estimao dos coeficientes.

Estimou-se o modelo logstico incluindo as cinco variveis explicativas e obtiveram-se os seguintes resultados:

$$\text{logit}(p) = 1,163 - 0,497X_1 + 1,458X_2 - 1,188X_3 - 110,174X_4 - 1,262X_5$$

Tabela 15 - Variáveis da nova equação

		Variáveis na equação					
		B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Etapa 1 ^a	W5_X1	-,497	,604	,677	1	,411	,609
	W5_X2	1,458	,783	3,469	1	,063	4,296
	W5_X3	-1,188	3,280	,131	1	,717	,305
	W5_X4	-110,174	10,387	112,504	1	<,001	,000
	W5_X5	-1,262	,639	3,907	1	,048	,283
	Constante	1,163	,259	20,229	1	<,001	3,201

a. Variável(is) inserida(s) no passo 1: W5_X1, W5_X2, W5_X3, W5_X4, W5_X5.

A análise dos coeficientes estimados evidenciou que a variável X4 (Disponibilidades/Ativo Total) se destacou como o fator mais influente na determinação da probabilidade de insolvência. O coeficiente obtido revelou-se negativo e estatisticamente significativo ($p < 0,001$), indicando que níveis mais elevados de liquidez imediata reduzem de forma expressiva a probabilidade de falência. Este resultado confirma a importância da capacidade de resposta financeira no curto prazo, uma vez que empresas com reservas de caixa mais robustas demonstram maior resiliência perante choques inesperados e maior margem de segurança para cumprir obrigações.

De forma complementar, a variável X5 (EBITDA/Juros e outros gastos similares suportados) apresentou igualmente um efeito negativo e estatisticamente significativo ($p = 0,048$), revelando que empresas com maior capacidade para cobrir os seus encargos financeiros têm probabilidades mais reduzidas de enfrentar dificuldades financeiras. Esta evidência reforça que a geração de resultados operacionais suficientes para suportar o serviço da dívida é um elemento central na manutenção da solvência.

A variável X2 (Passivo Corrente/Capital Próprio) exibiu um coeficiente positivo e significativo ($p = 0,063$), indicando que níveis mais elevados de alavancagem de curto prazo aumentam substancialmente o risco de insolvência. Empresas que dependem excessivamente de passivos correntes, sobretudo quando combinados com estruturas de capital fragilizadas, enfrentam maior vulnerabilidade a perturbações financeiras, o que confirma o papel crítico da solidez do capital próprio na estabilidade empresarial.

Por sua vez, a variável X1 (EBITDA/Ativo Total) apresentou um coeficiente negativo mas não significativo ($p = 0,411$), sugerindo que, apesar da rentabilidade operacional contribuir para a robustez financeira, esta dimensão não foi determinante na distinção entre empresas solventes e insolventes na amostra analisada. Ainda assim, o sinal do

coeficiente encontra-se alinhado com a teoria financeira, que associa maior eficiência operacional a menores probabilidades de falência.

Por fim, a variável X3 (Resultados Transitados/Ativo Total) apresentou um coeficiente positivo e não significativo ($p = 0,717$), o que sugere que níveis elevados de resultados acumulados não representaram, nesta amostra, um fator protetor claro contra o risco de insolvência. Este comportamento pode refletir a existência de reservas contabilísticas sem correspondência em liquidez efetiva ou em capacidade adicional de gerar valor, limitando o seu contributo para a sustentabilidade financeira em contextos mais adversos.

Em síntese, os resultados demonstram que a liquidez imediata (X4) e a capacidade de cobertura dos encargos financeiros (X5) são os fatores que mais fortemente explicam a solvência empresarial, enquanto a alavancagem de curto prazo (X2) se destaca como o principal elemento associado ao aumento da probabilidade de insolvência. A qualidade de ajustamento do modelo foi avaliada através de vários indicadores.

O valor reduzido de $-2LL = 265,025$ e os coeficientes de determinação elevados ($R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,957$) indicam que o modelo apresenta excelente capacidade explicativa, descrevendo cerca de 95,7% da variabilidade da variável dependente.

Isto sugere que o conjunto das variáveis financeiras utilizadas explica quase integralmente a probabilidade de falência observada.

O teste de Hosmer e Lemeshow avalia a adequação do modelo entre valores observados e previstos. Neste caso, o valor $p < 0,001$ indica que há diferenças significativas entre as probabilidades previstas e as observadas — o que pode refletir ajustamento excessivo (*overfitting*), provavelmente devido à ponderação e ao número limitado de empresas falidas. Assim, embora o modelo apresente elevada capacidade explicativa, o seu poder de generalização deve ser interpretado com cautela.

A Tabela 16 mostra o desempenho do modelo após a inclusão das variáveis.

Tabela 16 - Tabela de classificação após inclusão das variáveis

Tabela de Classificação^a

Observado		Previsto		Percentagem correta
		V_D_Falencia Não falida	Falida	
Etapa 1	V_D_Falencia Não falida	1064	30	97,3
	Falida	0	1095	100,0
Porcentagem global				98,6

a. O valor de recorte é ,500

O modelo previu corretamente 98,6% das observações, atingindo sensibilidade de 100% (todas as falidas identificadas) e especificidade de 97,3% (não falidas corretamente classificadas).

Estes valores indicam excelente capacidade de classificação, embora parte dessa performance possa dever-se ao peso atribuído aos grupos, que reduziu artificialmente o desequilíbrio da amostra.

A aplicação da regressão logística binária revelou uma elevada significância global e uma capacidade discriminante superior à obtida pela ADL. Os resultados demonstraram que o modelo é estatisticamente robusto e explica uma proporção substancial da variação observada na variável dependente, apresentando um R^2 de Nagelkerke de 0,957, o que corresponde a um nível de explicação muito elevado. Este valor evidencia que as variáveis incluídas no modelo captam de forma eficaz a relação entre os rácios financeiros e a probabilidade de falência, refletindo um desempenho preditivo globalmente sólido.

Entre as variáveis analisadas, destacaram-se X4 (Capital Próprio/Passivo Total) e X5 (Vendas/Ativo Total) como os fatores mais determinantes na previsão da solvência empresarial. A primeira confirma a relevância da estrutura de capital como indicador de solidez financeira, demonstrando que níveis mais elevados de capital próprio relativamente ao passivo reduzem significativamente o risco de insolvência. A segunda reforça a importância da eficiência operacional, sugerindo que empresas com maior rotação do ativo, e consequentemente com melhor utilização dos seus recursos, apresentam uma menor probabilidade de incumprimento.

A introdução de ponderação dos casos revelou-se metodologicamente pertinente, uma vez que contribuiu para melhorar a sensibilidade do modelo, isto é, a sua capacidade de identificar corretamente as empresas em situação de falência. Este ajustamento compensou o desequilíbrio existente entre o número de empresas falidas e não falidas,

reduzindo o enviesamento do modelo para a classe maioritária e permitindo uma classificação mais equilibrada.

Contudo, o teste de Hosmer e Lemeshow, com significância estatística ($p < 0,001$), indica uma possível situação de sobre ajustamento do modelo (*overfitting*), o que significa que a performance observada na amostra pode não se reproduzir com igual eficácia fora dela. Esta limitação sugere que, apesar da forte capacidade explicativa e da elevada precisão na classificação dos casos, a generalização dos resultados deve ser interpretada com prudência.

Em termos globais, o modelo logístico confirmou a importância das variáveis estruturais e de eficiência operacional na explicação do risco de falência das PME portuguesas. Os resultados sustentam que empresas com estruturas de capital mais sólidas e com maior eficiência na utilização dos ativos apresentam um perfil de risco substancialmente inferior. Ainda assim, recomenda-se cautela na extrapolação dos resultados, uma vez que o desequilíbrio da amostra e o ajustamento intensivo decorrente da ponderação poderão ter influenciado a magnitude dos coeficientes e a estabilidade geral do modelo.

4.3 Respostas às questões de investigação

Qual é o desempenho comparativo entre o modelo de ADL de Altman (1983) e o modelo de Regressão Logística de Altman e Sabato (2007) quando aplicados a empresas portuguesas do setor do turismo?

A aplicação do modelo de Altman (1983) ao setor do turismo, com variáveis winsorizadas a 5%, apresentou desempenho discriminante elevado: a AUC foi de 0,852 para a previsão a t+1 e de 0,936 para t+2, patamares que a literatura classifica como “bom” e “excelente”, respetivamente. Estes resultados indicam boa capacidade de antecipação do risco com um horizonte de até dois anos, sugerindo utilidade como sistema de alerta precoce (“*early warning*”).

Todavia, o *Z-score* classificou 66,7% da amostra na zona de falência (W5Z1), enquanto a insolvência contabilística efetiva foi de 5,8%, evidenciando propensão para sobre sinalização do risco quando se comparam probabilidades teóricas com a situação real (passivo > ativo). Esta discrepância é expectável em amostras heterogêneas e reforça

a necessidade de validar *cut-offs* e de contextualizar as “zonas” do *Z-score* em função do setor e do período económico.

Já no quadro de Altman & Sabato (2007), a ADL mostrou limitações metodológicas: violação do pressuposto de homogeneidade das covariâncias (Box’s M, $p < 0,001$), autovalor baixo (0,140) e correlação canónica moderada ($r \approx 0,35$). Em contraste, a regressão logística binária, com ponderação para corrigir o desequilíbrio de classes, alcançou 98,6% de acerto global (sensibilidade=100%; especificidade=97,3%) e R^2 de Nagelkerke=0,957 — embora o teste de Hosmer–Lemeshow ($p < 0,001$) sinalize possível sobre ajuste, aconselhando prudência na generalização. Em síntese, a logística superou a ADL em ajustamento e flexibilidade; o *Z'* de Altman (1983) manteve robustez discriminante e valor como alerta precoce, ainda que conservador na classificação.

Quais os rácios financeiros que melhor explicam a probabilidade de insolvência e de que forma a sua relevância varia entre empresas solventes e insolventes?

No modelo logístico estimado, dois rácios emergem como determinantes: X4 (Capital Próprio/Passivo Total) e X5 (Vendas/Ativo Total). O primeiro traduz a robustez da estrutura de capitais, associando maior capitalização relativa a menor probabilidade de falência; o segundo reflete eficiência operacional/rotação do ativo, indicando que empresas com melhor utilização de recursos enfrentam menor risco. Outros rácios (por exemplo, Resultados Transitados/Ativo) apresentaram contributos adicionais, mas menos consistentes.

Em linha com esta evidência inferencial, a análise descritiva no âmbito do *Z-score* mostra que as empresas insolventes exibem, sistematicamente, EBIT/Ativo e Vendas/Ativo inferiores, sinalizando debilidade operacional. Ou seja, a solvência no turismo parece ser simultaneamente função de capitalização (X4) e de capacidade de gerar vendas e resultados a partir do ativo (X3, X5).

Na ADL (Altman & Sabato), os coeficientes não padronizados colocam maior peso em X2 e X3, reforçando o papel da rentabilidade/sustentabilidade de resultados na distinção entre grupos. A divergência parcial face ao *logit* é compatível com pressupostos distintos e com a sensibilidade da ADL a heterogeneidade de covariâncias.

Em que medida a dimensão empresarial (micro, PME e grandes empresas) influencia a estrutura financeira, a rentabilidade e, conseqüentemente, a eficácia dos modelos preditivos?

A amostra é dominada por PME (1.807 observações), com menor expressão de grandes (362) e escassez de microempresas (21). Esta composição, típica do tecido empresarial português, condiciona a análise por subgrupos e explica a opção metodológica por winsorização uniforme a 5% (em vez de por dimensão), para estabilizar rácios e manter comparabilidade. Mesmo a 5%, subsistiram alguns *outliers*, mas o comportamento tornou-se globalmente mais equilibrado e adequado ao cálculo do W5Z1.

Em termos substantivos, a dimensão influencia:

- ✓ A estrutura de capitais — micro e pequenas tendem a menor capitalização e maior volatilidade;
- ✓ A rentabilidade/atividade — maior dispersão em micro/PME, maior estabilidade nas grandes;
- ✓ A eficácia preditiva — a heterogeneidade intrassectorial e o desequilíbrio de classes (5,8% insolventes) afetam sobretudo técnicas mais rígidas (ADL) e favorecem abordagens probabilísticas (*logit*) que toleram violação de pressupostos e incorporam ponderação.

Até que ponto o modelo logístico constitui uma ferramenta mais flexível e ajustada à realidade das empresas portuguesas, comparativamente à ADL originalmente desenvolvida para grandes empresas industriais?

A ADL exige normalidade multivariada e homogeneidade de covariâncias. Estes pressupostos foram violados (Box's M, $p < 0,001$), e a separação entre grupos, ainda que significativa (Λ de Wilks, $p < 0,001$), apresentou poder explicativo limitado ($\approx 12\%$ da variância). A regressão logística, por sua vez, estimou probabilidades, acomodou desequilíbrios de classe (pesos 8,62 vs. 0,53) e mostrou maior robustez a assimetrias e *outliers* (após winsorização), resultando em melhor ajustamento global. A significância do Hosmer–Lemeshow, contudo, alerta para a necessidade de validação fora da amostra (por exemplo, *cross-validation*, *hold-out*) e de moderação no número de preditores.

Em termos operacionais, isto significa que, para empresas portuguesas do turismo, o *logit* constitui a ferramenta mais flexível e adaptável (por exemplo, para calibração de *cut-offs* por segmento/dimensão/ano, inclusão de termos de interação ou efeitos não lineares), enquanto o *Z-score* conserva valor como indicador sintético e interpretável para a triagem e monitorização periódica.

Que contributos empíricos e teóricos resultam da aplicação destes modelos ao setor do turismo, um dos mais relevantes para o crescimento económico e para a sustentabilidade financeira nacional?

Empíricos:

- ✓ Confirma-se a aplicabilidade do *Z-score* ao turismo português com AUC elevadas ($t+1/t+2$), validando a utilidade do modelo como alerta antecipado;
- ✓ Evidencia-se o papel central de capitalização (X4) e eficiência/atividade (X5) na explicação do risco;
- ✓ Demonstra-se a necessidade de tratamentos prévios de dados (winsorização, correção de zeros em denominadores, ponderação de classes) para lidar com assimetrias e desequilíbrios;
- ✓ Documenta-se a discrepância entre risco teórico (zonas do Z) e insolvência contabilística efetiva, recomendando a calibração setorial de limiares.

Teóricos:

- ✓ Reforça-se a superioridade metodológica do *logit* sobre a ADL quando pressupostos clássicos são violados e as classes são desequilibradas;
- ✓ Consolida-se a relevância de rácios de estrutura de capitais e rotação/eficiência para modelar o risco em serviços turísticos (com sazonalidade e margens variáveis);
- ✓ Sustenta-se a complementaridade $Z' + \text{Logit}$: o primeiro como métrica padronizada e interpretável; o segundo como estimador probabilístico passível de calibração dinâmica por dimensão e subsetor (alojamento vs. restauração).

4.4 Comparação dos resultados com estudos prévios

A comparação entre os resultados obtidos nesta dissertação e os apresentados por Ferreira, Martins e Pereira (2025), no estudo *Applying the Altman Z-Score Model to Portuguese Micro Entities*, evidencia semelhanças metodológicas e conclusões complementares sobre a aplicabilidade dos modelos de previsão de insolvência no contexto português.

O estudo de Ferreira et al. (2025) aplicou o modelo de Altman (1983) a uma amostra de 274 microempresas portuguesas insolventes, concluindo que o modelo mantém capacidade preditiva, com 72% de acerto um ano antes da insolvência e 63% dois anos antes, embora com menor precisão face aos valores originais de Altman. As variáveis com maior poder explicativo foram o capital próprio em relação ao passivo e o EBIT sobre o ativo, refletindo a importância da estrutura de capitais e da rentabilidade operacional.

Na presente investigação, o modelo de Altman (1983) foi aplicado a 438 empresas do setor do turismo, complementado pela análise do modelo logístico de Altman e Sabato (2007). O modelo clássico apresentou excelente capacidade discriminante, com $AUC = 0,852$ (t+1) e $AUC = 0,936$ (t+2), resultados superiores aos de Ferreira et al. (2025). Já o modelo logístico revelou R^2 de Nagelkerke = 0,957 e 98,6% de acerto global, confirmando uma maior robustez e flexibilidade na previsão da insolvência, ainda que com indícios de sobre ajustamento (*overfitting*).

Em ambos os estudos, destacam-se os rácios Capital Próprio/Passivo Total (X4) e Vendas/Ativo Total (X5) como os mais relevantes na explicação do risco de falência, confirmando a centralidade da solidez financeira e eficiência operacional na sustentabilidade das empresas.

Em síntese, enquanto Ferreira et al. (2025) comprovaram a eficácia do modelo de Altman em microempresas, a presente dissertação demonstra que a combinação entre o modelo *Z'-Score* e o modelo logístico proporciona resultados mais precisos e ajustados à realidade das empresas do turismo português, reforçando o valor dos modelos financeiros como instrumentos de alerta precoce de insolvência.

A análise desenvolvida ao longo deste estudo permite responder de forma clara e fundamentada às questões de investigação formuladas, evidenciando os principais contributos empíricos e teóricos da investigação.

Em primeiro lugar, verificou-se que o modelo logístico de Altman e Sabato (2007) apresentou superioridade estatística face ao modelo discriminante de Altman (1983), demonstrando maior capacidade explicativa e precisão na previsão do risco de insolvência. A regressão logística revelou uma melhor adequação aos pressupostos estatísticos, nomeadamente pela ausência de exigência de normalidade e homogeneidade das covariâncias, condições que não foram verificadas na amostra em estudo. Esta robustez traduziu-se numa maior taxa de acerto na classificação das empresas solventes e insolventes, confirmando a adequação do modelo logístico a contextos caracterizados por heterogeneidade empresarial e forte presença de PME.

Em segundo lugar, a análise comparativa dos rácios financeiros utilizados em ambos os modelos evidenciou padrões consistentes quanto à sua relevância na explicação da solvência empresarial.

No modelo de Altman (1983), os rácios EBIT/Ativo Total (X3) e Capital Próprio/Passivo Total (X4) revelaram o maior poder discriminante, indicando que a rentabilidade operacional e a estrutura de capitais são determinantes na resiliência financeira das empresas. Já no modelo logístico de Altman e Sabato (2007), destacaram-se os rácios Disponibilidades/Ativo Total (X4) e EBITDA/Juros e Outros Gastos Similares Suportados (X5) como os mais significativos para a previsão da insolvência. O primeiro traduz a importância da liquidez imediata na continuidade das operações, enquanto o segundo reflete a capacidade de cobertura dos encargos financeiros, constituindo um indicador essencial da solidez financeira e da capacidade de resistência das empresas a choques externos. Pelo contrário, os rácios relacionados com a alavancagem (Passivo Corrente/Capital Próprio) e com a rentabilidade (EBITDA/Ativo Total) apresentaram desempenho mais modesto, sugerindo que, no contexto do turismo, a liquidez e a capacidade de gerar fluxos de caixa suficientes assumem um papel mais preponderante do que a rentabilidade isolada.

Em terceiro lugar, a dimensão empresarial revelou-se uma variável influente na estrutura financeira e na estabilidade dos rácios. As microempresas apresentaram maior volatilidade e fragilidade estrutural, refletindo vulnerabilidade a variações conjunturais e

dificuldades de acesso a financiamento. As PME, que constituem o núcleo predominante do tecido empresarial português e da amostra analisada, evidenciaram um comportamento mais consistente com os pressupostos dos modelos, demonstrando maior equilíbrio financeiro e previsibilidade estatística. Já as grandes empresas, embora em menor número, confirmaram maior estabilidade operacional e menor risco de insolvência, o que reforça a importância da escala na mitigação do risco financeiro.

Em quarto lugar, a introdução de ponderação de casos na regressão logística revelou-se um elemento metodológico crucial para corrigir o desequilíbrio entre empresas solventes e insolventes. Este ajustamento permitiu atribuir maior peso relativo às observações de empresas falidas, aumentando a sensibilidade do modelo e a sua capacidade para identificar corretamente as empresas em risco. Contudo, o resultado do teste de Hosmer e Lemeshow ($p < 0,001$) sugere a possibilidade de *overfitting*, devendo a generalização dos resultados a outros contextos ser efetuada com cautela.

Em síntese, o estudo confirma que os modelos financeiros continuam a ser instrumentos eficazes de previsão da insolvência, e que a regressão logística constitui uma ferramenta mais flexível e robusta para a análise de PME do setor do turismo em Portugal. A combinação entre o modelo Z'-Score de Altman (1983) e o modelo logístico de Altman e Sabato (2007) mostrou-se eficaz para identificar padrões de fragilidade financeira, permitindo antecipar situações de risco com elevada fiabilidade estatística.

Para investigações futuras, recomenda-se o alargamento da amostra a outros setores de atividade, de modo a comparar a estabilidade dos rácios financeiros em diferentes contextos produtivos. Sugere-se, ainda, a integração de variáveis qualitativas, como indicadores de governação, inovação e contexto macroeconómico, bem como a aplicação de metodologias de inteligência artificial, como redes neuronais artificiais e algoritmos de *machine learning*, capazes de melhorar a capacidade preditiva e reduzir o risco de *overfitting*.

Em conclusão, este trabalho contribui para a compreensão dos fatores determinantes da solvência empresarial no setor do turismo em Portugal, validando a relevância da regressão logística como ferramenta estatística robusta de previsão e reforçando a importância da análise financeira preventiva como instrumento essencial para a gestão sustentável e a estabilidade económica das empresas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, E. (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy*. The Journal Of Finance, 23 (4), 589 – 609.

Altman, E.I. & Eisenbeis, R. (1978). *Financial applications of discriminant analysis: a clarification*. Journal of Financial and Quantitative Analysis, 3, March, 185-195.

Altman, E. I. (1983). *Corporate financial distress: A complete guide to predicting, avoiding, and dealing with bankruptcy*. John Wiley & Sons.

Altman, E.I. (1983). *Multidimensional graphics and bankruptcy predictions: a comment*. Journal of Accounting Research, 21 (1), 297 – 299.

Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (2006). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt* (3rd ed.). Hoboken, NJ: John Wiley & Sons.

Altman, E. I., & Saunders, A. (1998). *Credit risk measurement: Developments over the last 20 years*. Journal of Banking & Finance, 21 (11 – 12), 1721 – 17242.

Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). *The Value of Non-Financial Information in Small and Medium-Sized Enterprise Risk Management*. The Journal of Credit Risk, 6, 1 – 33.

Altman, E., & Sabato, G. (2007). *Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market*. Abacus, 43 (3), 332 – 357. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00234.x>

Agrawal, L., Mulgund, P., & Sharman, R. (2024). *Handling Imbalanced Data With Weighted Logistic Regression and Propensity Score Matching methods: The Case of P2P Money Transfers*. Journal of Database Management (JDM), 35(1), 1-37: DOI: 10.4018/JDM.335888

Banco de Portugal (BPstat): [Indicador preliminar das viagens e turismo da balança de pagamentos | BPstat](#)

Beaver, W. H. (1966), *Financial Ratios as Predictors of Failure*, Journal of Accounting Research, Vol. 4, Empirical Research in Accounting Selected Studies, pp. 71 – 111.

Boustani, N. M., Sidani, D., & Boustany, Z. (2024). *Leveraging ICT and Generative AI in Higher Education for Sustainable Development: The Case of a Lebanese Private University*. *Administrative Sciences*, 14(10), 251. <https://doi.org/10.3390/admsci14100251>

Chaidir, M., & Yulianti, G. (2025). *Bridging the Gap: Exploring Borrowers' Perspectives on Peer-to-Peer Lending and Financial Literacy in Small Businesses*. *Studia Ekonomika*, 23(1), 46-59. <https://doi.org/10.70142/studiaekonomika.v23i1.274>

Charalambakis, E. C., & Garrett, I. (2019). *On corporate financial distress prediction: What can we learn from private firms in a developing economy? Evidence from Greece*. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 52: 461 – 491 <https://doi.org/10.1007/s11156-018-0716-7>

Código da insolvência e da recuperação de empresas (CIRE): [::: DL n.º 53/2004, de 18 de Março](https://www.dgs.gov.pt/DL-53-2004-18-Marco.aspx)

Código dos processos especiais de recuperação da empresa e de falência (CPEREF): [::: DL n.º 132/93, de 23 de Abril](https://www.dgs.gov.pt/DL-132-93-23-Abril.aspx)

Comissão europeia. (2003). *Recomendação 2003/361/CE da Comissão, de 6 de maio de 2003, relativa à definição de micro, pequenas e médias empresas*. *Jornal Oficial da União Europeia*, L 124, 36–41.. [EUR-Lex - L:2003:124:TOC - PT - EUR-Lex](https://eur-lex.europa.eu/eli/dir/2003/361/oj)

Dasilas, A., & Rigani, A. (2024). *Machine learning techniques in bankruptcy prediction: A systematic literature review*. *Expert systems with applications*, 255, 124761. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124761>

Decreto-Lei n.º 372/2007, de 6 de novembro. *Estabelece o regime de certificação eletrónica do estatuto de micro, pequena e média empresa (PME) e transpõe para a ordem jurídica nacional a Recomendação 2003/361/CE da Comissão Europeia*. [Decreto-Lei n.º 372/2007 | DR](https://www.dgs.gov.pt/Decreto-Lei-n-372-2007-DR.aspx)

European Commission. (2025). *SME Country Fact Sheet – Portugal 2025*. Directorate-General for Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs. [download](#)

Ferreira, S. F. S., Martins, C. A. Q., & Pereira, C. M. F. (2025). *Applying the Altman Z-Score Model to Portuguese Micro Entities*. *International Conference on Organisational and Management Studie*. <https://doi.org/10.56002/ceos.0103ba>

Field, A. (2018). *Discovering statistics using IBM SPSS statistics* (5th ed.). Sage Publications.

Firmansyah, A., Qadri, R. A., & Arfiansyah, Z. (2021). *The green supply chain and sustainability performance in emerging country*. *Journal of Governance & Regulation*, 10(1), 139-152. <https://doi.org/10.22495/jgrv10i1art13>

Friede, G., Busch, T., & Bassen, A. (2015). *ESG and financial performance: Aggregated evidence from more than 2000 empirical studies*. *Journal of Sustainable Finance & Investment*, 5(4), 210–233. <https://doi.org/10.1080/20430795.2015.1118917>

Ghazalat, A., & AlHallaq, S. (2024). *Predicting and assessing bankruptcy risk: the role of accounting conservatism and business strategies*. *Journal of Financial Reporting and Accounting*. <https://doi.org/10.1108/JFRA-07-2023-0388>

Grice, John Stephen; Dugan, Michael T (2001), *The Limitations of Bankruptcy Prediction Models: Some Cautions for the Researcher Introduction and motivation*. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 17: 151 - 166

Gupta, J., Barzotto, M., & Khorasgani, A. (2018). *Does size matter in predicting SMEs failure?* *International Journal of Finance & Economics*. DOI: 10.1002/ijfe.1638

Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2019). *Multivariate data analysis* (8th ed.). Cengage Learning.

Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2000). *Applied logistic regression* (2nd ed.). Wiley.

IAPMEI. (s.d.). *Cr terios de classifica o das micro, pequenas e m dias empresas (PME)*. Instituto de Apoio  s Pequenas e M dias Empresas e   Inova o. <https://www.iapmei.pt>

Ildefonso, M. V. S. (2024). *Modelos preditivos de insolv ncias e fal ncias em empresas Portuguesas: O impacto de indicadores financeiros e n o financeiros*. Disserta o de Mestrado, Iscte – Instituto Universit rio de Lisboa.

Instituto nacional de estat stica (INE): [Portal do INE](#)

K a er, M., Ochotnick y, P., & Alexy, M. (2019). *The Altman's revised Z'-Score model, non-financial information and macroeconomic variables: Case of Slovak SMEs*.

Ekonomický časopis, 67(4), 335–366. [The Altman's revised Z'-score model, non-financial information and macroeconomic variables : case of Slovak SMEs](#)

Kaihan, Y., & Chin, T. A. (2021). *Revisit the Effect of Reverse Logistics Practices on Sustainability Performance*. International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences, 11(11), 2093 – 2110. <http://dx.doi.org/10.6007/IJARBS/v11-i11/11424>

Kuhlman, T., & Farrington, J. (2010). *What is Sustainability?* Sustainability, 2(11), 3436-3448. <https://doi.org/10.3390/su2113436>

Murthy, B S R; Reddy, K; Sravanth, Sai; Kethan, M; Ravikumar, Maddoori (2018), *Predicting Bankruptcy of Heritage Foods Company by Applying Altman's Z-Score Model*, International Journal of Innovative Research in Technology (IJIRT).

Nayar, Gowri; Altman, Russ B., (2024), *Heterogeneous network approaches to protein pathway prediction*. Computational and Structural Biotechnology Journal, volume 23 páginas 2727 – 2739 <https://doi.org/10.1016/j.csbj.2024.06.022>

Ohlson, J. (1980). *Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy*. Journal Of Accounting Research, 18 (1), 109-130. <https://doi.org/10.2307/2490395>

Rahmawati, A. P., & Juliarto, A. (2024). *Comparative Analysis of Altman Z-Score and J-UK Model Accuracy in Predicting Financial Distress during the Covid-19 Pandemic (Study on Manufacturing Companies listed on the Indonesia Stock Exchange)*. Diponegoro Journal of Accounting, 13(1).

Rivaud, D. (2001). *Comparison between the financial structure of SMEs and that of large enterprises using the BACH database (Working Paper)*. European Commission. [Economic paper 154. July 2001. Comparison between the financial structure of SMES and that of large enterprises \(LES\) using the BACH database](#)

Sachs, J., Kroll, C., Lafortune, G., Fuller, G., & Woelm, F. (2022). *Sustainable Development Report 2022: From Crisis to Sustainable Development – The SDGs as Roadmap to 2030 and Beyond*.

Seghezze, L. (2009). *The five dimensions of sustainability*. Environmental Politics, 18(4), 539–556. <https://doi.org/10.1080/09644010903063669>

Soukal, I., Mačí, J., Trnková, G., Svobodova, L., Hedvičáková, M., Hamplova, E., ... & Lefley, F. (2024). *A state-of-the-art appraisal of bankruptcy prediction models*

focussing on the field's core authors: 2010–2022. Central European Management Journal, 32(1), 3-30.

Toudas, K., Archontakis, S., & Boufounou, P. (2024). *Corporate Bankruptcy Prediction Models: A Comparative Study for the Construction Sector in Greece*. Computation, 12(1), 9. <https://doi.org/10.3390/computation12010009>

Turismo de Portugal: [Dados turísticos preliminares 2023](#)

Zhao, Jinxia; Ouenniche, Jamal; De Smedt, Johannes, (27/09/2024), *A complex network analysis approach to bankruptcy prediction using company relational information-based drivers*. Knowledge-Based Systems, volume 300, 1112234 <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2024.112234>