U.PORTO

MESTRADO
FINANÇAS E FISCALIDADE

Previsão de Falências das PME's na Indústria Europeia do Têxtil, Vestuário e Calçado

Matilde Santos da Silva

M

2026

U.PORTO

FEP FACULDADE DE ECONOMIA
UNIVERSIDADE DO PORTO

Previsão de Falências das PME's na Indústria Europeia do Têxtil, Vestuário e Calçado

Matilde Santos da Silva

Dissertação
Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por
Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins

2026

Agradecimentos

A realização desta dissertação representa o culminar de um percurso marcado por muito esforço, dedicação e, sobretudo, superação. Mais do que a conclusão de um projeto académico, este momento simboliza o encerramento de uma etapa que, sem dúvida, marcou a minha vida.

Deste modo, não poderia deixar de agradecer a todos aqueles que, de diferentes formas, contribuíram para a concretização deste objetivo.

Ao meu orientador, Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins, pela orientação, disponibilidade e apoio ao longo desta dissertação.

À minha mãe, o grande pilar da minha vida, por todos os sacrifícios, dedicação e amor ao longo destes anos. Por nunca me deixares faltar força e por me ensinares que, com vontade, esforço e determinação, tudo é possível. Esta conquista é minha, mas, acima de tudo, nossa.

Aos meus amigos, que estiveram sempre presentes ao longo de todo o meu percurso, pelo apoio incondicional, pela amizade e por todas as palavras de incentivo nos momentos mais difíceis. Obrigada por tornarem esta etapa mais leve.

A todos aqueles que, durante estes anos, se cruzaram comigo e que, de certa forma marcaram o meu percurso.

A todos, o meu obrigada,

Resumo

O setor têxtil, do vestuário, do couro e do calçado constitui um dos principais pilares industriais da União Europeia. Contudo, a forte dependência dos mercados externos, a crescente pressão competitiva e as sucessivas crises económicas têm vindo a agravar a vulnerabilidade financeira das empresas do setor, contribuindo para o aumento do número de falências.

Neste contexto, a presente dissertação tem como objetivo desenvolver um modelo de previsão de falências aplicado às empresas europeias do setor têxtil, do vestuário, do couro e do calçado, através da aplicação de um modelo Logit, combinando variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e setoriais.

A amostra é constituída por informação obtida das bases de dados ORBIS e *Eurostat*, para 7.454 empresas da UE-27, das quais 3.724 empresas falidas e 3.730 empresas ativas, classificadas nas atividades económicas 13, 14 e 15, para o período de 2021 a 2024.

Os resultados obtidos demonstram que as variáveis financeiras constituem os principais fatores explicativos da probabilidade de falência, destacando-se os indicadores de liquidez, rentabilidade, atividade e endividamento. As variáveis não financeiras, nomeadamente a idade e a dimensão da empresa, revelaram igualmente capacidade explicativa, evidenciando que empresas mais antigas e de maior dimensão apresentam uma menor probabilidade de falência. Ao nível dos fatores externos, verificou-se que a taxa de inflação, a taxa de desemprego e a taxa de juro nominal apresentam uma relação positiva com a probabilidade de falência, enquanto o acréscimo do volume de negócios do setor apresenta uma relação negativa com a probabilidade de falência.

Assim, estes resultados sugerem que a inclusão de variáveis de diferente natureza contribui significativamente para o aumento do poder explicativo dos modelos, permitindo a identificação atempada de sinais de deterioração económico-financeira e a antecipação de situações de falência das empresas do setor.

Palavras-chave: Previsão, Falências, Têxtil e Calçado, União Europeia, Logit

Abstract

The textile, clothing, leather and footwear sector is one of the main industrial pillars of the European Union. However, its strong dependence on external markets, increasing competitive pressure and successive economic crises have heightened the financial vulnerability of firms operating in the sector, contributing to a growing number of corporate bankruptcies.

Against this background, this dissertation aims to develop a bankruptcy prediction model for European firms operating in the textile, clothing, leather and footwear sector using a Logit model that combines financial, non-financial, macroeconomic and sector-specific variables. The analysis is based on a sample of 7,454 firms from the EU-27, comprising 3,724 bankrupt firms and 3,730 active firms, classified under NACE Rev. 2 divisions 13, 14 and 15, covering the period from 2021 to 2024. The data were obtained from the ORBIS and Eurostat databases.

The results show that financial variables are the main determinants of the probability of bankruptcy, particularly liquidity, profitability, activity and leverage indicators. Non-financial variables, namely firm age and firm size, also proved to be significant explanatory factors, indicating that older and larger firms are less likely to become bankrupt. With regard to external factors, it was found that the inflation rate, the unemployment rate and the nominal interest rate are positively correlated with the probability of bankruptcy, whilst an increase in the sector's turnover is negatively correlated with the probability of bankruptcy.

These results therefore suggest that the inclusion of variables of different types contributes significantly to increasing the explanatory power of the models, enabling the timely identification of signs of economic and financial deterioration and the anticipation of corporate bankruptcy in the sector.

Keywords: Forecasting, Bankruptcies, Textiles and Footwear, European Union, Logit

Índice

1 Introdução 1
2 Revisão da Literatura 3
2.1 Distinção de insolvência e falência 3
2.2 Modelos de previsão da crise e insolvência empresarial 5
2.2.1 Análise univariada 6
2.2.2 Análise discriminante múltipla 7
2.2.3 Modelo Logit e Probit 9
2.2.4 Modelos de previsão de falência baseados em inteligência artificial 13
2.3 Indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado 13
2.4 Objetivos e hipóteses de investigação 16
3 Metodologia 18
3.1 Amostra 18
3.2 Apresentação das variáveis 21
3.3 Modelo de regressão logística 27
4 Resultados 29
4.1 Estatísticas descritivas 29
4.2 Modelos econométricos estimados 32
5 Conclusão 38
6 Referências bibliográficas 40
7 Anexo 43

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Lista de Classificações de Atividade Económica 13, 14 e 15 18
Tabela 2 - Empresas por grupo 19
Tabela 3 - Empresas falidas e ativas por país 20
Tabela 4 - Variáveis financeiras 23
Tabela 5 - Variáveis não financeiras.....24
Tabela 6 - Variáveis macroeconómicas 25
Tabela 7 - Variáveis setoriais.....26
Tabela 8 - Estatísticas descritivas de comparação entre empresas falidas e não falidas.....30
Tabela 9 - Estatísticas descritivas da idade das empresas 31
Tabela 10 - Rácios financeiros selecionados.....31

Índice de Figuras

Figura 1 - Modelo com variáveis financeiras 32
Figura 2 - Modelo com variáveis financeiras e não financeiras 33
Figura 3 - Modelo com combinação de variáveis 34
Figura 4 - Modelo alternativo 1 36
Figura 5 - Modelo alternativo 2 37

Listagem de Abreviaturas

A D M – Análise Discriminante Multivariada

C A E – Classificação de Atividade Económica

CIRE – Código de Insolvência e Recuperação de Empresas

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

EBIT – *Earnings Before Interest and Taxes* (Resultado Antes de Gastos de Financiamento e Impostos)

EBITDA – *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Resultado Antes de Depreciações, Amortizações, Gastos de Financiamento e Impostos)

TCLF - *Textiles, Clothing, Leather and Footwear* (Têxtil, Vestuário, Couro e Calçado)

PIB – Produto Interno Bruto

PMEs – Pequenas e Médias Empresas

UE – União Europeia

1 Introdução

Nos últimos anos, as empresas têm vindo a enfrentar um contexto económico marcado por uma crescente incerteza e por sucessivos acontecimentos com impacto significativo na sua atividade. A pandemia de COVID-19, a guerra na Ucrânia e o agravamento das tensões geopolíticas internacionais provocaram perturbações nas cadeias de abastecimento, aumentaram os custos da energia, das matérias-primas e dos transportes e contribuíram para uma subida generalizada da inflação e das taxas de juro. Como consequência, registou-se um agravamento das dificuldades financeiras das empresas e um aumento do número de falências.

Perante este cenário de instabilidade, a previsão de falências assume um papel determinante na gestão do risco e na identificação precoce de empresas em situação de vulnerabilidade financeira. A capacidade de antecipar dificuldades financeiras permite apoiar o processo de decisão de gestores, investidores, credores e restantes *stakeholders*, possibilitando a implementação atempada de medidas que permitam assegurar a continuidade das empresas e reduzir os impactos económicos e financeiros associados à falência.

É neste contexto que a indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado assume especial relevância. Enquanto um dos principais pilares industriais e exportadores da União Europeia, com particular expressão em países como Itália, Portugal e Espanha, este setor desempenha um papel fundamental na criação de valor, no emprego e na balança comercial europeia. Contudo, a sua forte exposição aos mercados externos, a elevada pressão competitiva e a sensibilidade às oscilações dos custos de produção tornam este setor particularmente vulnerável aos períodos de instabilidade económica.

Torna-se, assim, importante o desenvolvimento de modelos de previsão de falências adaptados às características e vulnerabilidades específicas desta indústria, capazes de identificar precocemente empresas em situação de dificuldade financeira.

Neste sentido, a presente dissertação tem como principal objetivo desenvolver um modelo de previsão de falências aplicado às PMEs deste setor na União Europeia, integrando variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e setoriais, de modo a identificar os principais determinantes da probabilidade de falência das empresas da indústria em estudo.

Embora existam diversos estudos dedicados à previsão de falência, a literatura aplicada à indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado é limitada. A maioria dos estudos centra-se no setor têxtil e do vestuário ou, em alternativa, exclusivamente no setor

do calçado, sendo escassos os trabalhos que analisam estes setores de forma integrada. Esta realidade limita uma compreensão mais abrangente dos fatores que influenciam a probabilidade de falência na indústria em estudo.

No que se refere aos contributos teóricos e empíricos da presente dissertação, destaca-se o desenvolvimento de um modelo de previsão de falência aplicado à indústria em estudo, contribuindo para alargar a evidência empírica disponível sobre a análise integrada destes setores. Adicionalmente, o estudo caracteriza-se pela integração simultânea de variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e setoriais, permitindo avaliar o contributo das diferentes variáveis para a probabilidade de falência das empresas.

Assim, a presente dissertação encontra-se estruturada em cinco capítulos. O primeiro corresponde à presente introdução. O segundo capítulo é dedicado à revisão da literatura, abordando os conceitos de insolvência e falência, a evolução dos principais modelos de previsão de falência, o enquadramento da indústria em estudo e, por fim, os objetivos e a formulação das hipóteses de investigação. O terceiro capítulo apresenta a metodologia adotada, incluindo a caracterização da amostra, as variáveis utilizadas e o modelo econométrico. O quarto capítulo apresenta as estatísticas descritivas e os resultados da estimação dos modelos, procedendo à respetiva análise e discussão à luz das hipóteses formuladas. Por último, o quinto capítulo sintetiza as conclusões do estudo, evidenciando os principais contributos, as limitações e as possíveis linhas de investigação futura.

2 Revisão da Literatura

A previsão de falências constitui um tema fundamental na literatura financeira, dado o impacto sistémico que a falência pode gerar na economia e a relevância transversal para empresas, investidores, instituições financeiras e demais agentes económicos envolvidos.

Neste capítulo serão apresentados os conceitos de insolvência e falência, bem como as diferentes perspetivas existentes na literatura relativamente a estes conceitos e à sua importância. De seguida, será exposta a literatura mais significativa sobre os modelos de previsão de falências, bem como os principais contributos e limitações identificadas ao longo da sua evolução.

2.1 Distinção de insolvência e falência

As sucessivas crises financeiras das últimas décadas, agravadas pelos efeitos da pandemia e pelas tensões geopolíticas, intensificaram a vulnerabilidade das empresas e aumentaram a frequência de situações de dificuldade económico-financeira, culminando, em muitos casos, em processos de insolvência. Este contexto tem reforçado o interesse por estes fenómenos, dada a sua importância transversal e o impacto que exercem na continuidade das empresas. Contudo, apesar da relevância do tema, a literatura não apresenta uma definição única e consensual para estes conceitos.

Esta ausência de uniformidade conceptual manifesta-se igualmente no plano institucional, uma vez que não existe uma definição harmonizada de insolvência na União Europeia. Cada Estado-Membro mantém o seu próprio regime jurídico em matéria de insolvência, pelo que a regulamentação continua a ser determinada, em grande medida, pelos ordenamentos jurídicos nacionais, refletindo as diferenças institucionais, económicas e jurídicas que caracterizam os países da UE-27 (Conselho da União Europeia, 2025).

Em Portugal, a definição jurídica de insolvência encontra-se consagrada no Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de março. Este diploma substituiu o Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF), que associava a falência à impossibilidade de cumprir obrigações quando a empresa se revelava economicamente inviável ou irrecuperável. A entrada em vigor do CIRE veio clarificar esta distinção, ao estabelecer que a insolvência não corresponde necessariamente à falência, uma vez que a mera incapacidade de cumprir obrigações vencidas não implica, por si só, a inviabilidade económica definitiva da empresa.

Nos termos do nº 1 do artigo 3.º do CIRE, considera-se em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir com as suas obrigações vencidas, sendo igualmente abrangidas as situações em que o passivo seja manifestamente superior ao ativo, no caso das pessoas coletivas, conforme previsto no nº 2 do mesmo artigo. De acordo com o nº1 do artigo 1º, perante uma situação de insolvência, é instaurado um processo destinado à satisfação dos credores, o qual pode traduzir-se na liquidação do património ou na reestruturação da empresa, consoante as possibilidades de recuperação. Desta forma, a insolvência configura uma situação potencialmente reversível, privilegiando-se, sempre que possível, a continuidade da atividade económica, ao contrário da falência, que traduz a inviabilidade definitiva da empresa.

Na literatura, a ausência de uma definição universal para o conceito de falência levou os investigadores a adotarem critérios distintos, influenciados sobretudo por perspetivas jurídicas e técnicas, o que explica a diversidade de abordagens presentes nos estudos clássicos sobre previsão de falência.

Autores como Altman (1968), Deakin (1972) e Zavgren (1985) recorreram a critérios estritamente jurídicos, definindo como falidas as empresas formalmente declaradas como tal, em processo de liquidação ou sujeitas a um procedimento formal de reestruturação. Ohlson (1980) seguiu uma abordagem semelhante, considerando falidas as empresas oficialmente declaradas insolventes ou que tenham requerido um processo formal de insolvência. Em contraste, autores como Beaver (1966) adotaram uma abordagem técnica, focando-se na incapacidade efetiva da empresa de honrar os seus compromissos financeiros na data do vencimento. Esta perspetiva é mais abrangente e privilegia a dimensão económica do fenómeno, reconhecendo que o colapso financeiro pode ocorrer antes ou independentemente de uma declaração formal de insolvência.

Após o enquadramento conceptual do conceito, torna-se fundamental compreender os fatores que antecedem e explicam esse desfecho. Neste contexto, Ooghe e De Prijcker (2008) identificam quatro categorias fundamentais que, ao interagirem entre si, conduzem progressivamente ao declínio empresarial. A primeira corresponde ao ambiente geral, que inclui fatores económicos, tecnológicos, políticos e sociais que moldam as condições dos mercados onde as empresas operam. A segunda refere-se ao ambiente imediato, relacionado com a interação da empresa com as suas partes interessadas. A terceira categoria diz respeito às características da gestão, destacando que a falta de competências, visão estratégica e capacidade de antecipação compromete a resposta da empresa aos sinais de crise. Por fim,

a política corporativa reflete a forma como estas fragilidades se materializam em decisões práticas, como investimentos inadequados ou a incapacidade de acompanhar a inovação, fatores que tendem a agravar o desequilíbrio financeiro e precipitar o colapso organizacional.

Esta incapacidade de adaptação é reforçada por Amankwah-Amoah (2016), que associa o declínio empresarial à perda de competências críticas e à inércia organizacional. Segundo o autor, empresas que não evoluem nem adaptam os seus processos às exigências competitivas tornam-se progressivamente mais vulneráveis, quer pela deterioração do capital humano, quer pela perda de competitividade. Assim, a falência pode ser entendida não apenas como resultado de desequilíbrios económicos, mas também como uma falha estrutural e estratégica na capacidade de responder às exigências do mercado.

As consequências deste processo ultrapassam largamente os limites da própria organização, afetando credores, acionistas e, em muitos casos, produzindo impactos negativos em toda a economia. Por isso, a identificação precoce de sinais de deterioração financeira assume um papel determinante, permitindo mitigar perdas e prevenir efeitos sistémicos na economia. Neste contexto, a literatura tem evidenciado a necessidade de desenvolver mecanismos capazes de monitorizar o desempenho empresarial de forma contínua, a fim de alertar e antecipar situações de risco.

Sun et al. (2015) sublinham que prever dificuldades financeiras permite às empresas prepararem-se para cenários adversos, auxiliando na tomada de decisões mais conscientes e coerentes, bem como na redução de custos inesperados. Dong et al. (2018) acrescentam que a criação de modelos de previsão de falência é decisiva para credores e acionistas, por permitir compreender a relação entre o desempenho financeiro e o risco de falência.

Assim, a literatura evidencia que a capacidade de antecipar crises financeiras é cada vez mais valorizada, justificando o desenvolvimento e a evolução contínua dos modelos de previsão de falência empresarial.

2.2 Modelos de previsão da crise e insolvência empresarial

O estudo de previsão de falências teve início no século XX e tem vindo a ser desenvolvido por diversos autores, tendo sido propostos vários modelos de previsão ao longo das últimas décadas. Contudo, apesar da extensa literatura existente, ainda não foi possível estabelecer um consenso relativamente à existência de um modelo que permita identificar, de forma precisa e atempada, situações de potencial falência empresarial.

Assim, esta secção destina-se à apresentação da evolução dos principais modelos de previsão de falência, bem como das metodologias consideradas mais relevantes para o presente estudo.

2.2.1 Análise univariada

No início da década de 60, Beaver (1966) apresentou o primeiro grande contributo para a literatura sobre previsão de falências, destacando-se como pioneiro na aplicação da análise univariada baseada em rácios financeiros, na qual cada rácio era analisado individualmente com vista a discriminar empresas insolventes e solventes.

O estudo de Beaver (1966) teve por base uma amostra composta por 158 empresas localizadas nos EUA, das quais 79 eram empresas falidas e 79 eram saudáveis, entre 1954 e 1964, num conjunto de 38 indústrias diferentes. A seleção das empresas foi realizada através de um processo de "matched sample", também designado por "paired sample", tendo para cada empresa insolvente da amostra sido selecionada uma empresa não insolvente do mesmo setor e com dimensão semelhante do ativo. Esta metodologia permitiu controlar diferenças estruturais entre os grupos, reduzindo enviesamentos associados ao setor e à dimensão.

No que se refere às variáveis consideradas no modelo, foram testados inicialmente 30 rácios, os quais foram agrupados em categorias: rácios de cash-flow, rendibilidade, dívida, liquidez e de turnover. Após a classificação, foram selecionados de entre estes apenas 6 que apresentaram maior capacidade discriminatória entre empresas falidas e não falidas, dos quais se destacou o Cash Flow/Passivo Total.

Os resultados alcançados por Beaver (1966) evidenciaram uma elevada capacidade preditiva, com taxas de classificação corretas de 87% e 78% para horizontes temporais de um e cinco anos antes da falência, respetivamente. Entre os indicadores analisados, o rácio *Cash Flow*/Passivo Total apresentou maior poder discriminatório, mantendo a capacidade preditiva mesmo no período alargado de cinco anos. O autor verificou ainda que os rácios das empresas saudáveis tendem a permanecer estáveis ao longo do tempo, enquanto os das empresas falidas apresentam uma deterioração progressiva e sistemática à medida que a falência se aproxima.

Contudo, apesar dos resultados positivos alcançados, foram apontadas críticas ao estudo de Beaver. A principal limitação identificada prende-se com o caráter univariado da análise, uma vez que, ao avaliar a capacidade preditiva de cada rácio financeiro isoladamente,

esta abordagem não permitia analisar as interdependências entre os indicadores, comprometendo a compreensão da complexidade da situação financeira da empresa.

2.2.2 Análise discriminante múltipla

Após o estudo de Beaver (1966), tornou-se evidente a necessidade de metodologias capazes de considerar simultaneamente vários rácios financeiros. Neste contexto, Altman (1968) desenvolveu o modelo Z-Score, recorrendo à análise discriminante multivariada (ADM), uma técnica estatística que combina vários rácios numa única função linear com o objetivo de classificar observações em grupos pré-definidos. Esta abordagem permitiu ultrapassar a limitação dos modelos univariados ao integrar o efeito conjunto dos rácios na previsão de falência.

Para a realização do estudo, Altman (1968) analisou uma amostra de 66 empresas industriais norte-americanas, no período de 1946 a 1965, tendo estas sido selecionadas através de amostragem emparelhada.

No que respeita às variáveis consideradas, Altman (1968) partiu de uma lista inicial de 22 rácios financeiros, os quais foram classificados em cinco categorias: liquidez, solvabilidade, rentabilidade, endividamento e atividade. Após a classificação, foram selecionados os cinco rácios que apresentavam melhores resultados e, consequentemente, maior poder discriminatório, garantindo a robustez do modelo final.

Com base nos rácios selecionados o modelo Z-Score assenta, assim, na seguinte função discriminante multivariada:

$$Z = 0{,}012\ X_1 + 0{,}014\ X_2 + 0{,}033\ X_3 + 0{,}006\ X_4 + 0{,}999\ X_5$$

Em que:

X_1 = Fundo de Maneio/Ativo Total

X_2 = Resultados Retidos/Ativo Total

X_3 = EBIT/Ativo Total

X_4 = Valor de Mercado do Capital Próprio/Valor Contabilístico do Passivo

X_5 = Vendas/Ativo Total

O modelo apresentou uma capacidade preditiva elevada no curto prazo, classificando corretamente cerca de 95% das empresas no ano anterior à falência. Contudo, a precisão diminuiu significativamente para horizontes superiores a dois anos, revelando maior eficácia nos períodos imediatamente anteriores ao evento. De entre os indicadores utilizados, o

indicador de rentabilidade (X3) foi o que revelou o maior poder discriminatório. Em contraste, o indicador da atividade (X5) apresentou a menor capacidade discriminatória, em parte devido à sua variabilidade entre indústrias.

Com o objetivo de facilitar a interpretação dos resultados, Altman definiu três grupos de classificação do Z-score. Deste modo, quando Z é inferior a 1,81, a empresa apresenta elevada probabilidade de falência e, se Z for superior a 2,99, a empresa está numa área segura, sendo considerada financeiramente "saudável". Contudo, para valores de Z entre estes dois limites, a empresa situa-se na denominada "zona cinzenta", caracterizada por incerteza e maior risco de erros de classificação.

O estudo desenvolvido por Altman tornou-se uma referência central no domínio dos modelos de previsão de falência, tendo a análise discriminante múltipla sido amplamente adotada e aprofundada por diversos autores ao longo das décadas. Entre os contributos mais relevantes destacam-se os trabalhos de Deakin (1972), Edmister (1972), Blum (1974) e Lussier (1995), que procuraram testar a robustez desta metodologia em diferentes contextos empresariais, nomeadamente através da sua aplicação a pequenas e médias empresas.

Deakin (1972) foi um dos primeiros autores a aprofundar a aplicação da análise discriminante multivariada à previsão de falências, reavaliando os rácios utilizados por Beaver (1966) e demonstrando que a combinação linear de indicadores financeiros aumentava significativamente a capacidade preditiva dos modelos. O autor criticou o modelo de Altman (1968), argumentando que este perde precisão à medida que aumenta a distância relativamente ao ano da falência. No seu estudo, Deakin (1972) analisou uma amostra de 32 empresas industriais, falidas e não falidas, pertencentes ao mesmo setor e com dimensão semelhante em ativos, no período de 1964 a 1970. O modelo desenvolvido alcançou taxas de sucesso entre 97% e 83% para previsões realizadas entre um e cinco anos antes da falência, evidenciando uma capacidade preditiva elevada nos anos mais próximos do evento.

Apesar do contributo pioneiro, o modelo Z-Score original apresentava limitações relacionadas com a sua aplicação restrita a empresas industriais cotadas e com a utilização do valor de mercado do capital próprio, o que condicionava a sua aplicabilidade a outros contextos empresariais.

Alguns anos mais tarde, Altman et al. (1977) desenvolveram o modelo ZETA, uma evolução do Z-Score que manteve a utilização da análise discriminante multivariada. O estudo baseou-se numa amostra de 111 empresas industriais e retalhistas, das quais 53 falidas e 58 saudáveis, no período de 1969 a 1975. Para além das variáveis do modelo original,

foram introduzidas duas variáveis adicionais, nomeadamente a cobertura dos encargos financeiros e a dimensão da empresa, medida pelos ativos totais. Os resultados evidenciaram maior estabilidade temporal e melhor desempenho preditivo, alcançando uma capacidade superior a 90% para previsões realizadas um ano antes da falência e cerca de 70% para cinco anos. Verificou-se ainda que o modelo gerava menores custos associados a erros de previsão, superando, assim, o desempenho do Z-Score.

Em 1983, com o objetivo de permitir a aplicação do modelo Z-Score a empresas industriais cotadas e não cotadas, Altman reestimou o modelo, denominando-o por Z'-Score. A principal alteração consistiu na substituição, na variável X4, do valor de mercado do capital próprio pelo valor contabilístico. Face à reestimativa, os pontos de corte foram ajustados, tendo sido definido que valores de Z' inferiores a 1,23 indicavam elevada probabilidade de falência, enquanto valores superiores a 2,90 sugeriam baixa probabilidade de falência. Os valores situados entre 1,23 e 2,90 correspondiam à denominada "zona cinzenta". No mesmo estudo, com o objetivo de permitir a aplicação do modelo tanto a empresas industriais como não industriais, cotadas e não cotadas, e de reduzir os efeitos específicos do setor industrial na estimação, Altman (1983) excluiu a variável X_5. Esta reestimação deu origem ao modelo Z"-Score, cuja formulação manteve os pontos de corte previamente definidos para Z'-Score.

Apesar de a análise discriminante multivariada permitir a incorporação simultânea de múltiplos indicadores financeiros, têm sido apontadas na literatura diversas limitações associadas a esta abordagem. Entre as principais destacam-se problemas relacionados com a dispersão da matriz de covariâncias, o cálculo individual da significância estatística de cada variável e a distribuição das variáveis (Eisenbeis, 1977). Estas limitações incentivaram o desenvolvimento de modelos mais flexíveis e adequados à natureza dos dados financeiros.

2.2.3 Modelo Logit e Probit

Face às limitações da análise discriminante multivariada, surgiram abordagens alternativas à previsão de falência assentes em modelos probabilísticos, destacando-se o contributo de Ohlson (1980), que introduziu pela primeira vez o modelo Logit na previsão de falências. Ao contrário da ADM, esta metodologia utiliza probabilidades condicionadas e não exige pressupostos rígidos, como a normalidade das variáveis ou a homogeneidade das matrizes de covariância revelando-se, assim, mais flexível e adequada aos dados financeiros.

Para a realização do estudo, Ohlson (1980) recolheu informação de empresas dos EUA relativas ao período de 1970 a 1976. A amostra foi constituída por 2.163 empresas

industriais cotadas em mercados regulamentados, das quais 105 eram falidas e 2.058 eram consideradas saudáveis. Esta amostra, por ser desproporcional, é frequentemente considerada metodologicamente mais representativa da realidade empresarial, permitindo captar com maior rigor a heterogeneidade do tecido empresarial.

O modelo probabilístico de Ohlson (1980) contemplou nove variáveis explicativas, das quais duas variáveis binárias e sete rácios financeiros, selecionadas pela sua relevância empírica, ampla utilização na literatura e simplicidade de aplicação, sendo elas:

• SIZE = Log (Ativo total/ Índice de preços GNP), variável que representa o tamanho da empresa, medido pelo valor dos seus ativos ajustados pela inflação;

• TLTA = Passivo total / Ativo total

• WCTA: Fundo de Maneio / Ativo total

• CLCA: Passivo corrente / Ativo corrente;

• OENEG: Dummy que assume o valor 1 se o passivo exceder o ativo, e 0 se o ativo exceder o passivo

• NITA: Resultado Líquido / Ativo total;

• FUTL: Resultado operacional / Passivo total;

• INTWO: Dummy que assume o valor 1 se resultado líquido for negativo nos últimos dois anos

• CHIN: (Resultado Líquido t - Resultado Líquido t-1) / (|Resultado Líquido t| + |Resultado Líquido t-1|), onde t corresponde ao período mais recente.

Através da regressão logística, Ohlson testou diversos modelos, entre os quais se destacam o modelo 1, focado no ano imediatamente anterior à falência, o modelo 2, referente aos dois anos anteriores, e o modelo 3, que abrangeu o período entre o primeiro e o segundo ano antes da falência. Cada um dos modelos estimados gerou um valor linear designado por *O-Score*, posteriormente convertido numa probabilidade de insolvência através da função logística, sendo que valores mais elevados do *O-Score* correspondem a probabilidades superiores de falência.

Os resultados demonstraram que o modelo 1 apresentou o melhor desempenho, antecipando corretamente 96,12% dos casos de falência com um ano de antecedência. Nos modelos 2 e 3, as taxas de sucesso diminuíram para 95,55% e 92,84%, respetivamente, evidenciando que, à medida que aumenta o horizonte temporal, a capacidade explicativa dos indicadores financeiros tende a diminuir. Para além disso, através da confrontação entre os sinais esperados das variáveis explicativas face aos sinais estimados dos três modelos, Ohlson

concluiu que a dimensão da empresa, a estrutura financeira, a liquidez e determinadas medidas de desempenho constituem fatores estatisticamente significativos na probabilidade de falência.

Ao longo dos anos, o modelo de Ohlson (1980) constituiu um marco fundamental na introdução da regressão logística na previsão de falências, servindo de base a diversos estudos posteriores, tais como os de Zavgren (1985), Platt e Platt (1990) e Altman e Sabato (2007), que desenvolveram modelos assentes nesta metodologia.

Zavgren (1985) apontou como principais limitações do modelo de Ohlson (1980) a fraca fundamentação teórica na definição do modelo e o uso de uma amostra desemparelhada. Na sequência dessa limitação, desenvolveu um modelo logit, com o objetivo de estimar a probabilidade de falência em empresas industriais dos Estados Unidos da América até cinco anos antes da sua ocorrência. A amostra principal incluiu 45 empresas falidas e 45 não falidas, para o período de 1972 a 1978, tendo sido complementada por uma segunda amostra composta por 16 empresas por grupo, relativa a 1979 e 1980, permitindo analisar o ajustamento do modelo a amostras de menor dimensão. Os resultados demonstraram que os rácios financeiros são estatisticamente significativos na previsão de falências, destacando-se os rácios de eficiência pelo seu maior poder discriminatório no longo prazo, ao contrário dos rácios de rentabilidade, cujo contributo se revelou substancialmente mais limitado.

Mais recentemente, Altman e Sabato (2007) aprofundaram o trabalho de Edmister (1972) e desenvolveram um modelo focado nas PME norte-americanas, utilizando a definição do Acordo de Basileia II, com o objetivo de identificar as variáveis financeiras mais relevantes no contexto do risco de crédito. Recorrendo ao modelo Logit, os autores testaram dezassete rácios financeiros agrupados em cinco categorias, concluindo que níveis mais baixos de atividade, liquidez e rendibilidade estão associados a uma maior probabilidade de insolvência. Posteriormente, efetuaram a mesma estimação utilizando a ADM, tendo revelado um desempenho inferior face ao modelo Logit. Como principal limitação, os autores destacaram o facto de o estudo se ter baseado apenas em variáveis financeiras, não considerando fatores qualitativos suscetíveis de influenciar o risco de insolvência.

Na sequência desta limitação, Altman e Sabato (2010) desenvolveram um modelo que, além das variáveis financeiras, integrou informação não financeira, como a idade das empresas, ações judiciais e relatórios de auditoria. Os autores demonstraram que a inclusão deste tipo de variáveis aumentou significativamente o poder discriminatório do modelo face

ao anterior, evidenciando que fatores institucionais, comportamentais e de governação podem desempenhar um papel relevante na melhoria da capacidade preditiva.

Posteriormente, diversos estudos procuraram analisar o impacto da inclusão de variáveis de natureza distinta, bem como a influência dos contextos macroeconómicos, na previsão de falências, defendendo que o uso exclusivo de variáveis financeiras e não financeiras é insuficiente para captar a complexidade do risco de insolvência empresarial.

Bonfim (2009), através de dados portugueses, procurou avaliar o impacto tanto das características específicas das empresas como das condições macroeconómicas no risco de crédito, demonstrando que a conjugação de variáveis como a idade, a dimensão e o crescimento do ativo com indicadores macroeconómicos, nomeadamente a taxa de crescimento do PIB, as taxas de juro e o crédito, melhora significativamente o ajustamento dos modelos, ao permitir captar a sensibilidade das empresas às flutuações dos ciclos económicos. Os resultados evidenciaram ainda que os fatores de risco variam entre setores de atividade, reforçando a necessidade de modelos que integrem simultaneamente fatores financeiros, setoriais e macroeconómicos.

Bruneau et al. (2012) aprofundaram esta linha de investigação ao analisar simultaneamente o impacto de variáveis macroeconómicas e setoriais na vulnerabilidade financeira de cerca de 260 mil empresas francesas, recorrendo a um modelo Logit de múltiplos períodos. Os autores concluíram que a conjuntura económica influencia significativamente a probabilidade de falência e que as diferenças entre setores explicam grande parte da heterogeneidade do risco.

Para além da regressão logística, outros modelos probabilísticos foram igualmente explorados na literatura. Entre estes, destaca-se o modelo Probit, conceptualmente próximo do Logit, diferenciando-se apenas pela função de distribuição utilizada uma vez que se baseia na distribuição normal acumulada em vez da função logística. Zmijewski (1984) foi um dos primeiros autores a aplicar a análise Probit no contexto da previsão de falências, tendo utilizado no seu estudo uma amostra de 840 empresas de diferentes indústrias, das quais 800 classificadas como saudáveis e 40 falidas, listadas nas bolsas de Nova Iorque e da América, para o período de 1972 a 1978, e utilizando três variáveis independentes. Apesar da boa capacidade preditiva apresentada, os resultados revelaram-se inferiores aos obtidos pelo modelo Logit.

2.2.4 Modelos de previsão de falência baseados em inteligência artificial

Com os avanços tecnológicos, a crescente complexidade dos mercados e as sucessivas crises financeiras, tornaram-se mais evidentes as limitações dos modelos tradicionais de previsão de falência. A necessidade de metodologias capazes de captar relações não lineares e interações complexas entre variáveis impulsionou, a partir da década de 1990, o desenvolvimento de abordagens baseadas em inteligência artificial, entre as quais se destacam as redes neurais artificiais, as *support vector machines*, as árvores de decisão e outros métodos de *machine learning*. Estas técnicas ganharam relevância por permitirem trabalhar com grandes volumes de dados, adaptarem-se a relações não lineares e não dependerem de pressupostos estatísticos rígidos, revelando-se, assim, alternativas metodológicas menos restritivas e potencialmente mais robustas.

O estudo desenvolvido por Barboza et al. (2017) constitui um contributo relevante para a literatura de previsão de falências ao comparar o desempenho preditivo de diversas técnicas de *machine learning* face aos métodos estatísticos tradicionais. Os resultados demonstraram que os modelos baseados em *machine learning* apresentam um desempenho substancialmente superior aos métodos tradicionais e que a incorporação de variáveis complementares associadas ao crescimento e à variação da rentabilidade reforça a robustez das previsões.

Apesar de os resultados evidenciarem que os métodos de *machine learning* representam um avanço relevante na previsão de falências, os modelos tradicionais continuam a ser amplamente utilizados, como demonstrado por Shi e Li (2019), sobretudo devido à sua sólida fundamentação teórica e à maior facilidade de aplicação e interpretação. Shi e Li (2019) identificaram que, ao longo dos anos, o modelo Logit se manteve como a metodologia mais aplicada, seguido pelas redes neurais e pela análise discriminante multivariada, evidenciando que, mesmo perante os avanços da inteligência artificial, os métodos clássicos continuam a desempenhar um papel central na literatura sobre previsão de falências.

2.3 Indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado

A indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado constitui um pilar estratégico da economia europeia, caracterizando-se por uma longa tradição manufatureira. Este ecossistema, frequentemente designado por TCLF (*Textile, Clothing, Leather and Footwear*), assume uma relevância histórica e tem permanecido como um dos mais importantes da

economia da União Europeia, contribuindo significativamente para o emprego, o comércio e a coesão económica e social de várias regiões.

Nos últimos anos estes setores têm-se destacado pela transição de uma indústria tradicional para uma indústria moderna, através de estratégias baseadas na inovação e no investimento contínuo em investigação e desenvolvimento, orientando-se para a qualidade, o design e a sustentabilidade. Estas transformações permitiram à Europa manter uma posição de liderança no mercado global de produtos de maior valor acrescentado, encontrando-se atualmente entre os setores mais inovadores e, simultaneamente, mais produtivos da Europa (Comissão Europeia, 2021).

De acordo com os dados mais recentes disponibilizados pela Eurostat referentes a 2023, estes setores integram cerca de 230 mil empresas, na sua maioria pequenas e médias empresas, e aproximadamente 1,74 milhões de pessoas. Em termos de desempenho económico, estes setores alcançaram em 2023, um volume de negócios superior a 222 mil milhões de euros, reforçando a sua relevância na estrutura industrial europeia (Eurostat, 2024). As exportações da União Europeia atingiram cerca de 97 mil milhões de euros, representando aproximadamente 44% do volume de negócios, enquanto as importações ascenderam a cerca de 58 mil milhões de euros, correspondendo a cerca de 26% (Eurostat, 2024).

Esta forte dependência dos mercados externos torna o setor particularmente sensível a choques externos, tais como a instabilidade geoestratégica, as crises sistémicas e as alterações no comportamento dos consumidores (Comissão Europeia, 2025). Esta vulnerabilidade foi destacada por Vardar e Cifter (2025), que analisaram o impacto da incerteza política e económica no desempenho de 2.129 empresas do setor têxtil e do vestuário europeu, evidenciando que a incerteza económica e política nos mercados internacionais afeta significativamente o desempenho das empresas europeias do setor, tanto ao nível dos fabricantes como dos retalhistas.

Para além desta exposição, estas indústrias caracterizam-se por uma estrutura de custos intensiva em mão-de-obra, energia e matérias-primas, o que as torna vulneráveis a variações nos preços destes fatores de produção. Esta realidade torna-se ainda mais desafiante num contexto de crescente pressão competitiva, particularmente por parte de economias com custos de produção mais reduzidos, bem como devido ao crescimento de modelos de negócio assentes no *fast fashion*, contribuindo para a redução das margens e para uma maior exigência ao nível da eficiência operacional das empresas europeias. Esta pressão

é ainda acentuada pela elevada volatilidade do setor, em grande parte decorrente da variabilidade das preferências dos consumidores em função da moda e das tendências sazonais, conforme salienta Braglia (2022).

A combinação destes fatores tem contribuído para o agravamento das dificuldades económico-financeiras das empresas, aumentando a sua vulnerabilidade e o risco de insolvência. De acordo com os dados disponibilizados pelo Eurostat, pela Euratex e pela Confederação Europeia da Indústria do Calçado, nos últimos anos tem-se verificado um aumento do número de insolvências, particularmente evidente no período posterior à pandemia, uma vez que o fim dos apoios públicos, que até então tinham ajudado a ultrapassar as dificuldades financeiras, coincidiu com o agravamento da crise energética, as perturbações nas cadeias de abastecimento, o acréscimo dos custos de transporte e os efeitos da guerra na Ucrânia, expondo a fragilidade do setor e acelerando as situações de incumprimento.

Embora existam diversos estudos sobre previsão de falências, a literatura que aplica estes modelos aos setores em análise é ainda escassa e fragmentada, uma vez que a maioria dos estudos existentes aborda estas indústrias de forma isolada, focando-se apenas no binómio têxtil-vestuário ou exclusivamente no setor do calçado, o que dificulta uma compreensão integrada do risco de falência na indústria como um todo.

Neste contexto, torna-se relevante desenvolver um modelo que permita analisar o risco de insolvência neste setor de forma transversal, contribuindo para uma compreensão mais robusta da sua vulnerabilidade financeira face aos desafios sistémicos atuais.

2.4 Objetivos e hipóteses de investigação

Este estudo tem como principal objetivo o desenvolvimento de um modelo capaz de prever situações de falência em empresas europeias da indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado, para o período mais recente de dados disponível. Atendendo à elevada volatilidade económica do período em análise e à forte exposição deste setor a choques externos, procura-se identificar os determinantes que melhor explicam a probabilidade de falência nesta indústria, contribuindo para o desenvolvimento de um sistema de alerta precoce.

Neste sentido, e tendo por base a revisão da literatura previamente apresentada, que evidencia que a inclusão de variáveis de natureza distinta melhora substancialmente o desempenho preditivo dos modelos, são incluídas variáveis financeiras, não financeiras, setoriais e macroeconómicas, de modo a aumentar a abrangência do estudo e maximizar a capacidade preditiva do modelo.

Posto isto, foram formuladas quatro hipóteses de investigação, às quais estão subjacentes sub-hipóteses, detalhadas de seguida:

Hipótese 1 *– As variáveis financeiras influenciam a probabilidade de falência das empresas.*

a) A liquidez influencia negativamente a probabilidade de falência;
b) A rentabilidade influencia negativamente a probabilidade de falência;
c) O endividamento influencia positivamente a probabilidade de falência;
d) A cobertura influencia negativamente a probabilidade de falência;
e) A atividade influencia negativamente a probabilidade de falência.

A hipótese 1 baseia-se na premissa central da literatura, que demonstra de forma consistente que os indicadores financeiros constituem determinantes fundamentais na previsão de falências, uma vez que refletem sinais precoces da deterioração económico-financeira das empresas. Assim, espera-se que as variáveis financeiras contribuam de forma significativa para explicar a probabilidade de falência.

Hipótese 2 *– As variáveis não financeiras influenciam a probabilidade de falência das empresas.*

a) A idade influencia negativamente a probabilidade de falência;
b) A dimensão da empresa influencia negativamente a probabilidade de falência.

A hipótese 2 fundamenta-se na evidência empírica de que as características estruturais das empresas constituem elementos relevantes na previsão de falências, uma vez que fatores como a idade e a dimensão podem influenciar a resiliência e a capacidade de adaptação das empresas. A inclusão destes indicadores permite mitigar a natureza estática dos dados contabilísticos, ao captar dimensões adicionais que acrescentam informação complementar à análise e reforçam a capacidade preditiva do modelo.

Hipótese 3 – *As variáveis macroeconómicas influenciam a probabilidade de falência das empresas.*

a) A taxa de crescimento do PIB influencia negativamente a probabilidade de falência;

b) A taxa de desemprego influencia positivamente a probabilidade de falência;

c) A taxa de inflação influencia positivamente a probabilidade de falência;

d) A taxa de juro nominal influencia positivamente a probabilidade de falência.

A hipótese 3 fundamenta-se na premissa de que a conjuntura económica influencia a probabilidade de falência, uma vez que as condições macroeconómicas moldam o contexto em que as empresas operam. Nesse sentido, a inclusão destes indicadores permite captar fatores externos relacionados com o crescimento económico, o emprego, a inflação e as condições de financiamento, acrescentando informação complementar relevante à análise.

Hipótese 4 – *As variáveis setoriais influenciam a probabilidade de falência das empresas.*

a) O acréscimo do volume de negócios do setor influencia negativamente a probabilidade de falência;

b) A dependência das exportações influencia positivamente a probabilidade de falência;

c) Os custos de mão de obra do setor influenciam positivamente a probabilidade de falência.

A hipótese 4 baseia-se na evidência de que os fatores de risco variam significativamente entre setores de atividade. Estas diferenças resultam de características estruturais, padrões competitivos e exigências operacionais que influenciam a forma como as empresas respondem às pressões do mercado e a choques externos. Assim, a inclusão de indicadores setoriais permite captar dimensões específicas de risco que não são refletidas pelos outros indicadores, tornando o modelo mais completo e ajustado às características estruturais do setor.

3 Metodologia

Neste capítulo pretende-se descrever a metodologia e os procedimentos empíricos adotados para a construção do modelo de previsão de falência. Neste sentido, o capítulo encontra-se estruturado da seguinte forma: a secção 3.1 descreve a constituição da amostra e as bases de dados utilizadas; a secção 3.2 apresenta a definição da variável dependente utilizada no estudo e descreve as variáveis independentes consideradas, organizadas em variáveis financeiras, não financeiras, setoriais e macroeconómicas; por fim, na secção 3.3 é apresentado o modelo adotado, bem como o procedimento de estimação.

3.1 Amostra

A amostra do presente estudo é constituída por empresas não consolidadas pertencentes à indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado, localizadas em países da União Europeia (UE-27), selecionados com base na disponibilidade de dados para o período em análise.

As classificações de atividade económica (CAE) de acordo com a Direção-Geral das Atividades Económicas, correspondem à CAE 13, referente à fabricação de têxteis, a CAE 14 relativa à indústria do vestuário, e à CAE 15, respeitante à indústria do couro, dos produtos do couro e de produtos similares de outros materiais.

Estas encontram-se divididas nos seguintes grupos:

CAE	Grupo	Designação
13		**Fabricação de têxteis**
	131	Preparação e fiação de fibras têxteis
	132	Tecelagem de têxteis
	133	Acabamento de têxteis
14		**Indústria do vestuário**
	141	Fabricação de vestuário de malha
	142	Confeção de outros artigos e acessórios de vestuário
15		**Indústria do couro, dos produtos do couro e produtos similares de outros materiais**
	151	Curtimenta, tingimento e acabamento de couro e peles com pelo; fabricação de artigos de viagem, marroquinaria, arreios e selas
	152	Indústria do calçado

Tabela 1 - Lista de Classificações de Atividade Económica 13, 14 e 15

Os dados referentes às variáveis financeiras e não financeiras utilizadas no presente estudo foram obtidos a partir da base de dados *ORBIS*.

Do conjunto total de empresas disponíveis, foram selecionadas apenas as pequenas e médias empresas, de acordo com os critérios de classificação definidos pela *ORBIS*. Adicionalmente, foram excluídas da amostra as empresas que apresentavam ativos negativos.

Inicialmente, foi considerado o período compreendido entre 2014 e 2024 contudo, após a aplicação dos critérios de seleção definidos, verificou-se a inexistência de empresas falidas na amostra entre 2016 e 2020, inclusive, pelo que o horizonte temporal de análise foi ajustado para o período compreendido entre 2021 e 2024.

Para complementar a informação obtida, foram ainda recolhidos dados relativos às variáveis macroeconómicas e setoriais, os quais foram extraídos da base de dados Eurostat para o período compreendido entre 2018 e 2024.

Assim, a amostra final foi composta por 7.454 empresas, das quais 3.724 foram classificadas como falidas (inativas) e 3.730 como não falidas (ativas), conforme evidenciado na Tabela 2. Para efeitos deste estudo, foram classificadas como falidas as empresas que, na base de dados ORBIS, apresentavam os estados de *Insolvency*, *Bankruptcy* ou *Liquidation*, e como não falidas as empresas classificadas como *Active*.

Grupo	Número de Empresas
Falidas	3.724
Não Falidas	3.730
Total	7.454

Tabela 2 - Empresas por grupo

A Tabela 3 apresenta a distribuição dos dois grupos de empresas pelos diferentes países, sendo que a amostra final integra empresas provenientes de 24 países pertencentes à UE-27. Não foram incluídos na amostra o Chipre, o Luxemburgo e Malta, devido à ausência de dados disponíveis para estes países.

País	Falidas	% Falidas	Não Falidas	% Não Falidas	Total
Alemanha	111	2,98%	1	0,03%	112
Áustria	22	0,59%	0	0,00%	22
Bélgica	55	1,48%	8	0,21%	63
Bulgária	27	0,73%	51	1,37%	78
Croácia	93	2,50%	73	1,96%	166
Dinamarca	29	0,78%	0	0,00%	29
Eslováquia	29	0,78%	43	1,15%	72
Eslovénia	33	0,89%	24	0,64%	57
Espanha	253	6,79%	480	12,87%	733
Estónia	9	0,24%	41	1,10%	50
Finlândia	34	0,91%	15	0,40%	49
França	16	0,43%	2	0,05%	18
Grécia	5	0,13%	43	1,15%	48
Hungria	100	2,69%	111	2,98%	211
Irlanda	5	0,13%	0	0,00%	5
Itália	1317	35,37%	1535	41,15%	2852
Letónia	70	1,88%	50	1,34%	120
Lituânia	51	1,37%	32	0,86%	83
Países Baixos	17	0,46%	0	0,00%	17
Polónia	53	1,42%	88	2,36%	141
Portugal	617	16,57%	764	20,48%	1381
República Checa	17	0,46%	12	0,32%	29
Roménia	732	19,66%	318	8,53%	1050
Suécia	29	0,78%	39	1,05%	68

Tabela 3 - Empresas falidas e ativas por país

A distribuição da amostra por país evidencia uma forte representatividade da Itália, Portugal, Roménia e Espanha, que, em conjunto, representam cerca de 81% das observações. A Itália destaca-se como o país mais representativo, concentrando 38,26% das empresas da amostra, seguida de Portugal (18,53%), da Roménia (14,08%) e da Espanha (9,83%).

No que respeita à distribuição das empresas falidas e não falidas, observa-se que a Itália é o país com o maior número de empresas falidas, representando 35,37% do total de empresas falidas da amostra.

Relativamente às empresas não falidas, a Itália mantém-se como o país mais representativo, concentrando 41,15% do total de empresas não falidas. Tal como verificado no grupo das empresas falidas, Portugal, Roménia e Espanha surgem igualmente entre os países com maior representatividade. Em contrapartida, na Áustria, Dinamarca, Irlanda e Países Baixos, não se verifica qualquer empresa não falida, sendo a amostra destes países constituída exclusivamente por empresas falidas, uma vez que não foram identificadas na base de dados empresas não falidas que cumprissem os critérios de seleção definidos.

3.2 Apresentação das variáveis

Variável dependente

A variável dependente utilizada neste estudo é a falência (Yfal). Conforme referido anteriormente, o conceito de "falência" não é unânime, havendo uma diversidade de interpretações ao longo da literatura. Esta ausência de uniformidade é particularmente relevante no contexto da União Europeia, uma vez que não existe uma definição harmonizada de insolvência, permanecendo a regulação dessa matéria sob a competência de cada Estado-Membro.

Atendendo a que a presente investigação recorre a dados de empresas localizadas em diferentes países da UE, optou-se por utilizar os conceitos homogeneizados disponibilizados pela base de dados *ORBIS*, garantindo assim a consistência e comparabilidade da informação.

A variável Yfal é uma variável dummy, que assume o valor 0 ou 1, sendo atribuído o valor 0 às empresas classificadas como não falidas e o valor 1 às empresas classificadas como falidas.

Variáveis independentes

As variáveis independentes utilizadas para a realização deste estudo correspondem a um conjunto de fatores explicativos considerados relevantes para a previsão de falência. Estas variáveis encontram-se organizadas em quatro grupos: variáveis financeiras, variáveis não financeiras, variáveis relacionadas com o setor e variáveis macroeconómicas.

A escolha das variáveis teve por base a evidência empírica demonstrada na literatura. Ao privilegiar-se a inclusão de variáveis com ampla utilização em modelos de previsão de falências, espera-se que estas contribuam para a obtenção de resultados mais robustos e para uma melhor explicação da variável dependente.

Variáveis financeiras

No que se refere às variáveis financeiras, a seleção foi efetuada tendo por base os estudos de Beaver (1966) e Altman e Sabato (2007), resultando na escolha de um total de 22 rácios. À semelhança da estrutura adotada por estes autores nos seus estudos, as variáveis encontram-se organizadas em cinco categorias: liquidez, rentabilidade, endividamento, cobertura e atividade.

Assim, as variáveis financeiras selecionadas são as apresentadas na tabela seguinte:

Categoria	Definição	Variável	Sinal Esperado	Sinal Esperado
Liquidez	Mede os níveis de tesouraria da empresa, permitindo avaliar a sua capacidade para cumprir os compromissos financeiros de curto prazo.	Caixa/ Ativo Total	-	-
		Passivo Corrente/ Passivo Total	+	
		Fundo de Maneio/ Ativo Total	-	
		Ativo Intangível/ Ativo Total	-	
		(Ativo Corrente - Inventários) / Passivo Corrente	-	
Rentabilidade	Relaciona a capacidade da empresa em gerar resultados com o seu volume de negócios, o ativo total e os capitais próprios	EBITDA / Ativo Total	-	-
		EBIT/ Volume de Negócios	-	
		Resultado Líquido / Ativo Total	-	
		Resultado Líquido / Volume de Negócios	-	
		Resultado Líquido / Capital Próprio	-	
		Resultados Transitados/ Ativo Total	-	
Cobertura	Mede a capacidade da empresa cumprir com as obrigações financeiras de curto prazo	Ativo Corrente / Passivo Corrente	-	-
		EBIT / Despesas com Juros	-	

		EBITDA / Despesas com Juros	-	
Endividamento	Avalia o recurso da empresa a capitais alheios para financiar a atividade, refletindo o grau de dependência de financiamento externo	Passivo Total/ Ativo Total	+	+
		Capital Próprio/ Passivo Total	-	
		Passivo Corrente/ Capital Próprio	+	
Atividade	Avalia a eficiência operacional da empresa na gestão dos seus ativos e na capacidade de gerar vendas a partir dos recursos disponíveis	Volume de Negócios / Ativo Total	-	-
		Volume de Negócios / Inventário	-	
		Ativo Corrente / Volume de Negócios	-	
		Contas a Receber / Passivo Total	-	
		Contas a Pagar / Volume de Negócios	+	

Tabela 4 - Variáveis financeiras

Dos 22 rácios considerados neste estudo, 16 correspondem aos utilizados por Altman e Sabato (2007). Adicionalmente, com base no contributo de Beaver (1966), foram incluídos 2 rácios relevantes para a avaliação da liquidez e da atividade. Por fim, para complementar a análise, foram ainda incluídos 4 rácios adicionais, enquadrados nas categorias da liquidez, rentabilidade e atividade, que não resultam diretamente dos estudos previamente referidos, perfazendo, assim, os 22 rácios apresentados na tabela 4.

No que se refere aos coeficientes das variáveis pertencentes à categoria liquidez, é esperado que assumam um sinal negativo, uma vez que empresas com maior índice de liquidez apresentam maior capacidade para fazer face às suas obrigações de curto prazo e, consequentemente, menor probabilidade de falir. Nesta categoria, incluiu-se o rácio Ativo Corrente – Inventários/Passivo Corrente, uma vez que, em setores cuja produção é organizada por coleções e está sujeita a descontinuação, os inventários podem perder valor rapidamente ou tornar-se difíceis de escoar, não refletindo, por si só, a capacidade efetiva da empresa para fazer face às suas obrigações de curto prazo. Contrariamente aos restantes rácios desta categoria, espera-se que o rácio Passivo Corrente/Passivo Total apresente um sinal positivo, uma vez que uma maior proporção de passivo de curto prazo face ao passivo total implica uma maior concentração das obrigações no curto prazo, aumentando a pressão sobre a liquidez e, consequentemente, a probabilidade de falência.

Relativamente à rentabilidade, os rácios desta categoria constituem indicadores fundamentais do desempenho das organizações, pelo que se espera que apresentem um sinal negativo, uma vez que níveis mais elevados de rentabilidade tendem a estar associados a uma menor probabilidade de falência.

Quanto à categoria da cobertura, é esperado um sinal negativo, dado que rácios mais elevados refletem maior capacidade da empresa para fazer face aos custos de financiamento, reduzindo assim a probabilidade de incumprimento e, consequentemente, de falência.

No que diz respeito à categoria da atividade, esta avalia a eficiência da gestão na utilização dos ativos para gerar rendimentos, sendo que valores mais elevados refletem uma maior eficiência operacional da empresa, o que reduz a probabilidade de falência. Deste modo, espera-se um sinal negativo para os rácios que a constituem, com exceção do rácio Contas a Pagar/Volume de Negócios, para o qual se espera um sinal positivo, uma vez que valores mais elevados podem indicar que a empresa está a adiar pagamentos a fornecedores, aliviando temporariamente a pressão sobre o fluxo de caixa.

Por fim, quanto à categoria do endividamento, contrariamente às restantes, é de esperar uma relação positiva, uma vez que, quanto maiores forem os rácios desta categoria, maior será o recurso a capital alheio e a dependência de financiamento externo, o que aumenta a exposição ao risco financeiro e, consequentemente, a probabilidade de falência. Contudo, relativamente ao rácio Capital Próprio/Passivo Total, espera-se um sinal negativo, uma vez que valores mais elevados indicam uma estrutura financeira mais sólida, sustentada por uma maior proporção de capitais próprios, traduzindo-se em níveis de endividamento mais reduzidos e, consequentemente, numa menor probabilidade de falência.

Variáveis não financeiras

Relativamente às variáveis não financeiras, são consideradas as variáveis idade e dimensão da empresa, sendo esperada uma relação negativa entre estas variáveis e a probabilidade de falência.

Categoria	Variável	Definição	Sinal Esperado
Não Financeiras	Idade	Valor absoluto de anos da empresa	-
	Dimensão da Empresa	Medida através do logaritmo do valor do ativo	-

Tabela 5 - Variáveis não financeiras

Relativamente à variável idade, Altman e Sabato (2010) estabelecem uma relação negativa entre a idade da empresa e a propensão ao fracasso, concluindo que empresas mais antigas tendem a apresentar maior estabilidade financeira e, consequentemente, menor probabilidade de falência.

Em relação à dimensão da empresa, espera-se que empresas de maior dimensão apresentem maior capacidade para gerir choques económicos e melhor acesso a fontes de financiamento, reduzindo assim a probabilidade de falência. Optou-se por medir esta variável através do ativo total, em detrimento do número de funcionários, uma vez que a indústria têxtil e do calçado apresenta elevados níveis de subcontratação e de trabalho temporário, considerando-se assim que o ativo reflete de forma mais adequada a capacidade produtiva das empresas do setor.

Variáveis macroeconómicas

Atendendo à elevada exposição da indústria do têxtil, do vestuário, do couro e do calçado às condições económicas internacionais e às flutuações macroeconómicas, e tendo por base a evidência apresentada por Bonfim (2009) e Bruneau et al. (2012), são incluídas no modelo variáveis macroeconómicas com o objetivo de captar o impacto da envolvente económica externa na probabilidade de falência.

Deste modo, serão consideradas as seguintes variáveis macroeconómicas:

Categoria	Variável	Definição	Sinal Esperado
Macroeconómicas	Taxa de Crescimento do PIB	Variação percentual anual do PIB real, refletindo o crescimento económico do país	-
	Taxa de Desemprego	Proporção da população ativa que se encontra desempregada	+
	Taxa de Inflação	Variação percentual anual do Índice de Preços no Consumidor	+
	Taxa de Juro Nominal	Taxa média nominal de juro de referência do Banco Central	+

Tabela 6 - Variáveis macroeconómicas

No que se refere à taxa de crescimento real do PIB, esta variável reflete a evolução do ciclo económico, sendo por isso expectável uma relação negativa, uma vez que, quando a economia entra numa fase de expansão, as condições para as empresas tendem a ser mais favoráveis.

Relativamente à taxa de desemprego, à taxa de inflação e à taxa de juro nominal, espera-se uma relação positiva entre estas variáveis e a probabilidade de falência. O aumento destas taxas tende a agravar as condições económicas e financeiras em que as empresas operam, nomeadamente através da redução da procura, do aumento dos preços das matérias-primas e da energia e do acréscimo dos encargos associados aos financiamentos, fragilizando a estrutura financeira das empresas e aumentando o risco de falência.

Variáveis setoriais

Como referido na literatura, os fatores de risco diferem entre setores de atividade, pelo que a inclusão de variáveis setoriais contribui para reforçar a capacidade explicativa do modelo. Neste sentido, serão consideradas três variáveis setoriais que refletem diferentes dimensões da atividade económica, da estrutura produtiva e das condições de competitividade do setor, conforme apresentadas na tabela 7.

Categoria	Variável	Definição	Sinal Esperado
Setor	Acréscimo absoluto do volume de negócios do setor	Mede o aumento absoluto do volume de negócios agregado das empresas do setor	-
	Índice de dependência das exportações do setor	Exprime a proporção das vendas realizadas no estrangeiro face ao volume de negócios total do setor	+
	Índice de custos de mão de obra do setor	Exprime a relação entre os custos totais com pessoal do setor e o volume de negócios agregado do setor	+

Tabela 7 - Variáveis setoriais

Relativamente ao acréscimo absoluto do volume de negócios do setor, este constitui um indicador relevante para a análise da evolução da atividade económica do setor em estudo. Assim, espera-se que apresente um sinal negativo, uma vez que aumentos do volume de negócios traduzem um contexto setorial mais favorável e, consequentemente, uma menor probabilidade de falência.

Contrariamente, no que se refere ao índice de dependência das exportações, espera-se que apresente um sinal positivo, uma vez que uma elevada dependência dos mercados externos aumenta a exposição às flutuações e aos riscos associados a esses

mercados, podendo comprometer a atividade e a rentabilidade das empresas e, consequentemente, aumentar a probabilidade de falência.

Por fim, quanto ao índice de custos de mão de obra, este indicador reflete o peso dos encargos laborais na estrutura de custos das empresas. Assim, espera-se que apresente um sinal positivo, uma vez que encargos laborais mais elevados aumentam a rigidez dos custos operacionais e reduzem a capacidade de ajustamento das empresas, exercendo maior pressão sobre as margens de lucro e aumentando a probabilidade de falência.

3.3 Modelo de regressão logística

Para a realização deste estudo, será utilizado o modelo de regressão logística, também denominado modelo *logit,* uma vez que, de acordo com a literatura, este apresenta resultados consistentes e robustos na previsão de falências.

Comparativamente à análise discriminante multivariada, o modelo *logit* apresenta a vantagem de poder ser aplicado a amostras assimétricas e não está sujeito à obrigatoriedade de as variáveis independentes seguirem uma distribuição normal, nem à homogeneidade das matrizes de variância e covariância entre os grupos. O modelo permite determinar a probabilidade de uma observação pertencer a um de dois grupos distintos, com base em uma ou mais variáveis explicativas. Deste modo, no contexto deste estudo, será utilizado para determinar a probabilidade de uma empresa se encontrar em situação de falência ou de não falência.

Neste modelo, a variável dependente será binária, assumindo a forma de uma variável dummy, uma vez que poderá assumir apenas os valores 0 ou 1. Assim, será atribuído o valor 1 às empresas classificadas como falidas e o valor 0 às empresas classificadas como não falidas, ou seja, empresas que se encontram ativas.

Assim, a probabilidade de falência (P) de uma empresa será dada por:

$$P\ (Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-Zi}}$$

Sendo Z_i obtido pela seguinte expressão:

$$Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} \ldots + \beta_k\, X_{ki} + u_i$$

Onde,

• $P\ (Y_i = 1)$ é a probabilidade de falência;

• $\beta_1, \ldots \beta_k$ correspondem aos coeficientes estimados pelo método da máxima verossimilhança, os quais refletem o impacto das variáveis explicativas sobre a variável dependente;

• $X_2, \ldots X_k$ correspondem às variáveis independentes;

• u_i é o termo de perturbação, que representa fatores aleatórios não observáveis.

Assim a probabilidade de uma empresa entrar em falência será obtida através da seguinte função logística:

$$P\ (Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta 1 + \beta 2 X 2 i + \beta 3 X 3 i \ldots + \beta k\ X k i + u i)}}$$

4 Resultados

Neste capítulo, procede-se inicialmente à apresentação e análise das estatísticas descritivas, com o objetivo de caracterizar a amostra quanto às características financeiras dos dois grupos em análise.

Posteriormente, são apresentados e discutidos os resultados da estimação dos diferentes modelos, começando por um modelo mais simples, baseado apenas em variáveis financeiras, e evoluindo para modelos mais completos, que integram variáveis não financeiras, macroeconómicas e setoriais. No decurso da análise de cada modelo, procede-se à validação das hipóteses de investigação, com base nos resultados obtidos.

4.1 Estatísticas descritivas

Nesta secção procede-se à análise comparativa das principais características das empresas falidas e não falidas da indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado, com base nos indicadores financeiros e não financeiros selecionados para a estimação dos modelos.

Com base na revisão da literatura previamente apresentada, que evidencia uma deterioração progressiva do desempenho financeiro nos anos que antecedem a falência, espera-se que as empresas falidas apresentem níveis inferiores de liquidez, rentabilidade, cobertura e atividade, quando comparadas com as empresas não falidas. Em contrapartida, espera-se que apresentem níveis de endividamento mais elevados.

Na tabela seguinte apresentam-se os valores médios e medianos das variáveis financeiras utilizadas no presente estudo para os grupos de empresas falidas e não falidas, permitindo identificar diferenças entre os dois grupos que poderão estar associadas ao risco de falência.

Categoria	Variável	Média		Mediana	
		Falidas	Não Falidas	Falidas	Não Falidas
Liquidez	Ativo Corrente - Inventários/Passivo Corrente	35,8586	2,1918	0,9292	1,4041
	Fundo de Maneio/Ativo Total	0,1883	0,2743	0,2514	0,2482
	Passivo Corrente/Passivo Total	0,7407	0,7085	0,8445	0,7271
	Ativo Intangível/Ativo Total	0,0240	0,0162	0,0000	0,0003
Rentabilidade	EBITDA / Ativo Total	-2,5032	0,0900	0,0142	0,0811
	EBIT/Volume de Negócios	-393,4891	-0,3165	-0,0066	0,0366
	Resultado Líquido / Ativo Total	-8,4129	0,0387	-0,0158	0,0254

	Resultado Líquido / Volume de Negócios	-395,0940	-0,3772	-0,0150	0,0207
	Resultado Líquido / Capital Próprio	0,5908	0,1786	0,0827	0,0833
Endividamento	Passivo Total/Ativo Total	45,9367	0,6362	0,8692	0,6027
	Capital Próprio/Passivo Total	7,8155	1,6730	0,1383	0,6591
	Passivo Corrente/Capital Próprio	0,7388	0,2807	0,2462	0,7686
Cobertura	EBIT / Despesas com Juros	-1249,3119	2938,3838	-0,4409	4,9567
	EBITDA / Despesas com Juros	-737,6234	4248,4485	1,6493	10,4650
	Ativo Corrente / Passivo Corrente	42,1429	2,8115	1,3200	1,8654
Atividade	Volume de Negócios / Ativo Total	11,8652	1,5693	1,1296	1,2335
	Volume de Negócios / Inventário	291,3315	1518,8852	5,6015	8,1355
	Ativo Corrente/Volume de Negócios	-873,4022	-31,7798	0,6265	0,5634

Tabela 8 - Estatísticas descritivas de comparação entre empresas falidas e não falidas

Através da análise das estatísticas descritivas apresentadas na tabela 8, observa-se que os dois grupos de empresas apresentam características distintas, verificando-se, de um modo geral, que as empresas falidas evidenciam indicadores financeiros menos favoráveis quando comparadas com as empresas ativas.

No que se refere à liquidez, destaca-se o rácio Ativo Corrente - Inventários/Passivo Corrente, que apresenta uma mediana inferior nas empresas falidas, evidenciando uma menor capacidade destas empresas para fazer face às obrigações de curto prazo, em consonância com o esperado. Por sua vez, o rácio Passivo Corrente/Passivo Total apresenta valores médios e medianos superiores nas empresas falidas, refletindo uma maior concentração das obrigações no curto prazo e, consequentemente, uma maior pressão sobre a liquidez. Os restantes indicadores apresentam diferenças menos expressivas entre os dois grupos. No que respeita aos rácios de rentabilidade, observa-se que, na generalidade dos indicadores, as empresas não falidas apresentam valores médios e medianos superiores aos das empresas falidas, conforme esperado, refletindo uma maior capacidade para gerar resultados positivos. A única exceção verifica-se no rácio Resultado Líquido/Capital Próprio, que apresenta um valor médio superior nas empresas falidas, apesar de a mediana ser bastante semelhante entre os dois grupos. No que respeita aos rácios de endividamento, observa-se que as empresas falidas apresentam valores médios superiores aos das empresas não falidas nos rácios Passivo Total/Ativo Total e Passivo Corrente/Capital Próprio, em consonância com o esperado, evidenciando uma maior dependência de capitais alheios e um maior peso das obrigações de curto prazo face aos capitais próprios. Contrariamente ao esperado, o rácio Capital Próprio/Passivo Total apresenta um valor médio superior nas empresas falidas.

Quanto aos rácios de cobertura, todos os indicadores apresentam valores medianos mais favoráveis nas empresas não falidas, evidenciando uma maior capacidade para suportar os encargos financeiros, conforme esperado. No que respeita aos rácios de atividade, observam-se diferenças entre as empresas falidas e não falidas, destacando-se o rácio Volume de Negócios/Inventário, que apresenta valores médios e medianos inferiores nas empresas falidas, em linha com o esperado. Por sua vez, no rácio Volume de Negócios/Ativo Total, apesar de a média ser superior nas empresas falidas, a mediana é ligeiramente inferior, apresentando um comportamento mais consistente com o esperado.

A Tabela 9 apresenta os valores de média e mediana da idade das empresas.

	Média		**Mediana**	
	Falidas	**Ativas**	**Falidas**	**Ativas**
Idade	16,3275	23,0531	11,0000	21,0000

Tabela 9 - Estatísticas descritivas da idade das empresas

Relativamente à variável idade, observa-se que as empresas não falidas são, em média, mais antigas do que as empresas falidas, apresentando uma idade média de 23 anos e uma mediana de 21 anos, face a 16 anos e 11 anos, respetivamente, corroborando a expectativa de que empresas mais maduras apresentam uma menor probabilidade de falência.

Posteriormente, procedeu-se à análise da matriz de correlações (Anexo 2), com o objetivo de identificar eventuais problemas de multicolinearidade entre as variáveis.

Para a estimação do modelo, foi selecionado um rácio financeiro de cada uma das categorias definidas, permitindo, no seu conjunto, caracterizar as diferentes dimensões da estrutura financeira das empresas, conforme apresentado na Tabela 10.

Categoria	**Variável**
Liquidez	Passivo Corrente/Passivo Total
Rentabilidade	Resultado Líquido/Ativo Total
Endividamento	Passivo Total/Ativo Total
Cobertura	EBIT / Despesas com Juros
Atividade	Volume de Negócios/Ativo Total

Tabela 10 - Rácios financeiros selecionados

4.2 Modelos econométricos estimados

Após a análise das estatísticas descritivas e da matriz de correlações, procedeu-se à estimação dos modelos econométricos, recorrendo ao software EViews 12.

Importa referir que todos os modelos foram estimados com um desfasamento temporal de um ano, pelo que as variáveis explicativas consideradas correspondem ao período anterior à ocorrência da falência.

Modelo com variáveis financeiras

O primeiro modelo estimado foi constituído exclusivamente por variáveis financeiras, com o objetivo de avaliar a capacidade dos rácios económico-financeiros para explicar a probabilidade de falência das empresas, servindo como referência para os modelos subsequentes. A figura seguinte evidencia os resultados obtidos.

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-3.902984	0.101298	-38.52987	0.0000
Resultado Líquido / Ativo Total	-1.207882	0.070311	-17.17914	0.0000
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.058493	0.009945	-5.881625	0.0000
Passivo Total / Ativo Total	0.923947	0.044406	20.80664	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	1.167268	0.121630	9.596840	0.0000

McFadden R-squared	0.181627	Mean dependent var	0.095057
S.D. dependent var	0.293301	S.E. of regression	0.256497
Akaike info criterion	0.514590	Sum squared resid	1278.705
Schwarz criterion	0.516615	Log likelihood	-4997.073
Hannan-Quinn criter.	0.515254	Deviance	9994.146
Restr. deviance	12212.21	Restr. log likelihood	-6106.106
LR statistic	2218.066	Avg. log likelihood	-0.257038
Prob(LR statistic)	0.000000		

Figura 1 - Modelo com variáveis financeiras

Através da figura 1 verifica-se que as variáveis associadas às categorias da liquidez, da rentabilidade, do endividamento e da atividade apresentam os sinais esperados.

No que respeita à categoria da liquidez, importa clarificar a interpretação do indicador utilizado, nomeadamente o rácio Passivo Corrente/Passivo Total, uma vez que valores mais elevados refletem uma maior concentração de obrigações no curto prazo, diminuindo a liquidez disponível da empresa e aumentando, por sua vez, o risco de falência.

Por sua vez, os rácios de rentabilidade e atividade apresentam uma relação negativa com a probabilidade de falência, enquanto o rácio de endividamento apresenta uma relação positiva, igualmente em consonância com os sinais esperados.

Atendendo ao nível de significância individual, verifica-se que todas as variáveis são estatisticamente significativas ao nível de 1%, reforçando a robustez dos coeficientes estimados.

Relativamente à significância global, observa-se que o modelo é estatisticamente significativo ao nível de 1%, conforme evidenciado pelo valor da Prob(LR statistic) igual a 0,0000.

Assim, os resultados obtidos permitem confirmar as alíneas a), b), c) e e) da hipótese 1.

Adicionalmente, foi estimado um modelo apresentado no Anexo 3, no qual foi incluído o rácio EBIT/Despesas com Juros, pertencente à categoria de cobertura. Contudo, esta variável não apresentou o sinal esperado e não se revelou estatisticamente significativa. Deste modo, o rácio não foi incluído na especificação final do modelo de variáveis financeiras, não sendo possível confirmar a alínea d) da hipótese 1.

Modelo com variáveis financeiras e não financeiras

Posteriormente, foram acrescentadas ao modelo inicial as variáveis não financeiras, nomeadamente a idade e a dimensão da empresa, com o objetivo de avaliar o seu contributo para a explicação da probabilidade de falência, esperando-se que estas contribuam para melhorar a capacidade explicativa do modelo. A figura 2 apresenta os resultados obtidos.

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	3.143116	0.192522	16.32600	0.0000
Resultado Líquido / Ativo Total	-0.358459	0.062110	-5.771396	0.0000
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.107630	0.010236	-10.51535	0.0000
Passivo Total / Ativo Total	0.807654	0.049170	16.42582	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	0.266069	0.123874	2.147899	0.0317
Idade	-0.054341	0.002745	-19.79751	0.0000
Dimensão	-0.806349	0.022012	-36.63218	0.0000

McFadden R-squared	0.345608	Mean dependent var	0.096266
S.D. dependent var	0.294964	S.E. of regression	0.229517
Akaike info criterion	0.415353	Sum squared resid	1009.789
Schwarz criterion	0.418223	Log likelihood	-3975.409
Hannan-Quinn criter.	0.416294	Deviance	7950.819
Restr. deviance	12149.94	Restr. log likelihood	-6074.968
LR statistic	4199.117	Avg. log likelihood	-0.207312
Prob(LR statistic)	0.000000		

Figura 2 - Modelo com variáveis financeiras e não financeiras

Através da figura 2 verifica-se que tanto a idade como a dimensão apresentam coeficientes negativos, em concordância com o esperado, indicando que empresas mais antigas e de maior dimensão apresentam uma menor probabilidade de falência.

Atendendo ao nível de significância individual, verifica-se que a generalidade das variáveis é estatisticamente significativa ao nível de 1%, com exceção do rácio Passivo Corrente/Passivo Total, pertencente à categoria da liquidez, que é estatisticamente significativo ao nível de 5%. O modelo mantém-se globalmente significativo ao nível de 1%.

Comparativamente ao modelo anterior, observa-se que a inclusão de variáveis não financeiras melhorou a qualidade do ajustamento, evidenciada pelo aumento do coeficiente de determinação de McFadden, que passou de 18,16% para 34,56%.

Assim, os resultados obtidos permitem confirmar as alíneas a) e b) da hipótese 2, confirmando que a idade e a dimensão apresentam uma relação estatisticamente significativa e negativa com a probabilidade de falência das empresas.

Modelo com combinação de variáveis

Neste modelo, para além das variáveis financeiras e não financeiras já incluídas no modelo anterior, foram adicionadas variáveis macroeconómicas, nomeadamente a taxa de inflação, a taxa de desemprego e a taxa de juro nominal, bem como uma variável setorial, correspondente ao acréscimo absoluto do volume de negócios do setor.

A figura 3 apresenta os resultados obtidos para o modelo estimado.

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.206910	0.250015	0.827590	0.4079
Resultado Líquido / Ativo Total	-0.299625	0.059246	-5.057270	0.0000
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.108041	0.010217	-10.57455	0.0000
Passivo Total / Ativo Total	0.782161	0.050599	15.45792	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	0.107264	0.132388	0.810225	0.4178
Idade	-0.801548	0.023345	-34.33546	0.0000
Dimensão	-0.055911	0.002922	-19.13193	0.0000
Taxa de Inflação	0.202466	0.010386	19.49470	0.0000
Taxa de Desemprego	0.161558	0.013778	11.72561	0.0000
Taxa de Juro Nominal	0.184281	0.022510	8.186490	0.0000
Acréscimo Absoluto Volume de Negócios	-4.35E-05	6.13E-06	-7.096430	0.0000

McFadden R-squared	0.428854	Mean dependent var	0.096452
S.D. dependent var	0.295218	S.E. of regression	0.219993
Akaike info criterion	0.363504	Sum squared resid	925.7387
Schwarz criterion	0.368021	Log likelihood	-3467.554
Hannan-Quinn criter.	0.364985	Deviance	6935.109
Restr. deviance	12142.44	Restr. log likelihood	-6071.219
LR statistic	5207.329	Avg. log likelihood	-0.181177
Prob(LR statistic)	0.000000		

Figura 3 - Modelo com combinação de variáveis

Os resultados apresentados na figura 3 evidenciam que todas as variáveis explicativas são estatisticamente significativas ao nível de 1%, com exceção do rácio Passivo Corrente/Passivo Total, pertencente à categoria da liquidez, que não se revela estatisticamente significativo, apesar de apresentar o sinal esperado. O modelo mantém-se globalmente significativo ao nível de 1%.

Face ao modelo anterior, verifica-se uma melhoria da qualidade do ajustamento, evidenciada pelo aumento do coeficiente de determinação de McFadden, que passou de 34,56% para 42,89%. Este resultado sugere que a inclusão das variáveis macroeconómicas e da variável setorial contribuiu para melhorar a capacidade explicativa do modelo. Estes resultados permitem confirmar as alíneas b), c) e d) da hipótese 3, bem como a alínea a) da hipótese 4.

Foi ainda estimado um modelo, apresentado no anexo 4, no qual foi incluída, para além das variáveis anteriormente mencionadas, a variável macroeconómica "Taxa de Crescimento do PIB". Contudo, apesar de se ter revelado estatisticamente significativa ao nível de 1%, esta variável não apresentou o sinal esperado, pelo que não foi possível confirmar a alínea a) da hipótese 3.

Modelo alternativo

Com o objetivo de avaliar a robustez dos resultados obtidos, foram estimados dois modelos alternativos.

No primeiro modelo alternativo, procedeu-se à substituição de dois dos rácios financeiros utilizados no modelo com combinação de variáveis por outros indicadores pertencentes às mesmas categorias, mantendo-se os restantes rácios. Deste modo, o rácio Passivo Corrente/Passivo Total, pertencente à categoria de liquidez, foi substituído pelo rácio Fundo de Maneio/Ativo Total, enquanto o rácio Resultado Líquido/Ativo Total, pertencente à categoria da rentabilidade, foi substituído pelo rácio EBITDA/Ativo Total.
A Figura 4 apresenta os resultados obtidos para o modelo estimado.

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.706548	0.280296	6.088388	0.0000
Fundo de Maneio / Ativo Total	-0.101255	0.122367	-0.827464	0.4080
EBITDA / Ativo Total	-1.374228	0.122455	-11.22231	0.0000
Passivo Total / Ativo Total	0.359040	0.057221	6.274674	0.0000
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.268829	0.025566	-10.51525	0.0000
Dimensão	-0.935479	0.029961	-31.22374	0.0000
Idade	-0.053616	0.003196	-16.77378	0.0000
Taxa de Inflação	0.199090	0.011722	16.98422	0.0000
Taxa de Desemprego	0.179132	0.015133	11.83750	0.0000
Taxa de Juro Nominal	0.161158	0.025716	6.266849	0.0000
Acréscimo Absoluto Volume de Negócios	-4.35E-05	6.75E-06	-6.451956	0.0000

McFadden R-squared	0.387659	Mean dependent var	0.078868
S.D. dependent var	0.269541	S.E. of regression	0.208395
Akaike info criterion	0.339330	Sum squared resid	722.5179
Schwarz criterion	0.344431	Log likelihood	-2813.581
Hannan-Quinn criter.	0.341014	Deviance	5627.161
Restr. deviance	9189.586	Restr. log likelihood	-4594.793
LR statistic	3562.425	Avg. log likelihood	-0.169004
Prob(LR statistic)	0.000000		

Figura 4 - Modelo alternativo 1

Através da figura 4 verifica-se que todas as variáveis financeiras apresentam os sinais esperados e são estatisticamente significativas ao nível de 1%, com exceção do rácio Fundo de Maneio/Ativo Total que, apesar de apresentar o sinal esperado, não apresenta significância estatística individual. Relativamente às variáveis não financeiras e macroeconómicas, bem como à variável setorial, verifica-se que todas apresentam resultados em consonância com os sinais esperados e são estatisticamente significativas ao nível de 1%.

Relativamente à significância global, observa-se que o modelo é estatisticamente significativo ao nível de 1%, conforme evidenciado pelo valor da Prob(LR statistic), igual a 0,0000, o que permite reforçar os resultados anteriormente obtidos.

No segundo modelo alternativo, face ao primeiro modelo alternativo, procedeu-se à substituição da categoria de rentabilidade pela categoria de cobertura, tendo o rácio EBITDA/Ativo Total sido substituído pelo rácio EBIT/Despesas com Juros, com o objetivo de analisar se a inclusão de uma variável de cobertura permitiria melhorar os resultados do modelo. Os rácios Passivo Total/Ativo Total, da categoria de endividamento, e Volume de Negócios/Ativo Total, da categoria de atividade, foram mantidos.
A Figura 5 apresenta os resultados obtidos para o segundo modelo alternativo.

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.325578	0.302405	1.076630	0.2816
Fundo de Maneio / Ativo Total	-0.287111	0.132353	-2.169281	0.0301
Passivo Total / Ativo Total	0.934345	0.065547	14.25454	0.0000
EBIT / Despesas com Juros	-2.37E-07	5.04E-07	-0.470167	0.6382
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.192173	0.025326	-7.587900	0.0000
Dimensão	-0.844399	0.031205	-27.05955	0.0000
Idade	-0.046834	0.003131	-14.95594	0.0000
Taxa de Inflação	0.192776	0.012304	15.66819	0.0000
Taxa de Desemprego	0.188546	0.015791	11.94036	0.0000
Taxa de Juro Nominal	0.206692	0.026523	7.792989	0.0000
Acréscimo Absoluto Volume de Negócios	-5.55E-05	6.88E-06	-8.064125	0.0000

McFadden R-squared	0.365158	Mean dependent var	0.079523
S.D. dependent var	0.270562	S.E. of regression	0.216378
Akaike info criterion	0.353879	Sum squared resid	729.5432
Schwarz criterion	0.359278	Log likelihood	-2748.014
Hannan-Quinn criter.	0.355667	Deviance	5496.029
Restr. deviance	8657.311	Restr. log likelihood	-4328.656
LR statistic	3161.282	Avg. log likelihood	-0.176234
Prob(LR statistic)	0.000000		

Figura 5 - Modelo alternativo 2

Relativamente às variáveis financeiras, através da figura 5, verifica-se que, face ao modelo alternativo 1, o rácio da categoria de liquidez Fundo de Maneio/Ativo Total é agora estatisticamente significativo ao nível de significância de 5%. Os rácios de atividade e endividamento mantêm-se significativos ao nível de 1%. Contudo, o rácio EBIT/Despesas com Juros, apesar de apresentar o sinal negativo, de acordo com o esperado, não se revela estatisticamente significativo, não sendo possível confirmar a alínea d) da hipótese 1. Ainda assim, optou-se por não retirar este rácio do modelo, uma vez que contribui para o ajustamento do modelo.

No que respeita às restantes variáveis, verifica-se que todas apresentam resultados em consonância com os sinais esperados e são estatisticamente significativas ao nível de 1%.

Relativamente à significância global, observa-se que o modelo é estatisticamente significativo ao nível de 1%, conforme evidenciado pelo valor da Prob(LR statistic), igual a 0,0000.

Assim, os resultados obtidos nos modelos alternativos mostram-se consistentes com os resultados anteriormente obtidos, reforçando a robustez das conclusões.

5 Conclusão

A presente dissertação teve como principal objetivo estudar a previsão de falências das empresas da indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado da União Europeia, procurando identificar os principais determinantes da probabilidade de falência destas empresas. Para esse efeito, foram consideradas variáveis de natureza financeira, não financeira, setorial e macroeconómica, permitindo avaliar o contributo de cada uma destas dimensões para a previsão da falência.

Deste modo, recorreu-se à estimação de modelos de regressão logística (Logit), amplamente utilizados na literatura sobre previsão de falências. A construção dos modelos iniciou-se com a inclusão de variáveis financeiras, incorporando, posteriormente, variáveis não financeiras, setoriais e macroeconómicas. A estimação foi realizada considerando um desfasamento temporal de um ano, sendo os resultados obtidos referentes ao ano anterior à ocorrência da falência.

A amostra utilizada foi constituída por pequenas e médias empresas não consolidadas, com ativos positivos, classificadas nas atividades económicas 13, 14 e 15, provenientes de 24 dos 27 Estados-Membros da União Europeia, não tendo sido incluídos Chipre, Luxemburgo e Malta devido à indisponibilidade de dados. Os dados financeiros e não financeiros foram obtidos através da base de dados ORBIS, enquanto os indicadores setoriais e macroeconómicos foram recolhidos no Eurostat. A amostra final integrou 7.454 empresas, das quais 3.724 falidas e 3.730 não falidas, considerando o período de análise de 2021 a 2024.

As estatísticas descritivas evidenciaram diferenças entre as empresas falidas e as não falidas, verificando-se, de um modo geral, que as empresas falidas apresentaram indicadores de liquidez, rentabilidade, cobertura e atividade menos favoráveis e, em contrapartida, níveis de endividamento superiores. Verificou-se ainda que as empresas falidas eram, em média, mais jovens do que as empresas não falidas.

No que se refere aos resultados, no primeiro modelo, constituído apenas por variáveis financeiras, os resultados obtidos evidenciaram que as variáveis de rentabilidade e atividade apresentam uma relação negativa com a probabilidade de falência, enquanto o indicador de liquidez utilizado e o endividamento apresentam uma relação positiva, sugerindo que empresas mais sólidas e equilibradas financeiramente apresentam uma menor probabilidade de falência. Através da introdução das variáveis não financeiras no segundo modelo, verificou-se uma melhoria da capacidade explicativa do modelo, tendo-se

constatado, em consonância com o esperado, que empresas mais antigas e de maior dimensão apresentam uma menor probabilidade de falência. Posteriormente, a incorporação das variáveis macroeconómicas, nomeadamente a taxa de inflação, a taxa de desemprego e a taxa de juro nominal, bem como da variável setorial correspondente ao acréscimo absoluto do volume de negócios, no modelo com combinação de variáveis permitiu obter uma melhoria adicional da capacidade explicativa do modelo. Os resultados evidenciaram que o aumento da inflação, do desemprego e da taxa de juro nominal, associados a um contexto macroeconómico menos favorável, estão relacionados com uma maior probabilidade de falência. Em contrapartida, um maior acréscimo do volume de negócios, refletindo um desempenho setorial positivo, está associado a uma menor probabilidade de falência.

Neste estudo foram ainda desenvolvidos dois modelos alternativos, com o objetivo de avaliar a robustez das conclusões. Os resultados mantiveram-se, de um modo geral, consistentes com os obtidos no modelo principal, reforçando as conclusões alcançadas.

Relativamente aos contributos do estudo, destaca-se o desenvolvimento de um modelo de previsão de falências aplicado à indústria têxtil, do vestuário, do couro e do calçado na União Europeia, o qual assume particular relevância perante a escassez de estudos que analisem estes setores de forma integrada. Adicionalmente, a combinação de variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e setoriais permitiu obter uma perspetiva mais abrangente dos fatores associados à probabilidade de falência das empresas.

Quanto às limitações deste estudo, destaca-se a ausência de empresas que cumprissem os critérios de falência em determinados anos, o que impossibilitou a consideração do período inicialmente definido, de 2014 a 2024, tendo sido necessário restringir a análise aos anos de 2021 a 2024. Outra limitação está relacionada com a ausência de dados para o Chipre, Luxemburgo e Malta, impossibilitando a sua inclusão na amostra. Por fim, embora tenham sido consideradas variáveis de natureza distinta, existem impactos externos associados a conflitos geopolíticos que, apesar de já se fazerem sentir na atividade das empresas, não são diretamente captados pelas variáveis incluídas nos modelos.

Face às limitações identificadas, para investigações futuras, sugere-se o alargamento do período temporal de análise, permitindo avaliar a estabilidade dos resultados e a capacidade de previsão dos modelos em diferentes períodos. Adicionalmente, a inclusão de variáveis *dummy* associadas a acontecimentos geopolíticos permitiria avaliar os efeitos destes sobre a probabilidade de falência. Por fim, poderá ser relevante adaptar o estudo às especificidades de cada país ou alargá-lo a países externos à UE-27.

6 Referências bibliográficas

Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. The Journal of Finance, 23(4), 589-609
https://doi.org/10.2307/2978933

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

Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in SME risk management. *The Journal of Credit Risk, 6(2)*, 95–127.
https://doi.org/10.21314/JCR.2010.110

Amankwah-Amoah, J. (2016). An integrative process model of organizational failure. *Journal of Business Research*, 69(9), 3388–3397.
https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2016.02.005

Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. I. (2017). Machine Learning Models and Bankruptcy Prediction. *Expert Systems with Applications, 83*, 405–417.
https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006

Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, *Journal of Accounting Research, 4,* 71-111
https://doi.org/10.2307/2490171

Bonfim, D. (2009). Credit risk drivers: Evaluating the contribution of firm-level information and of macroeconomic dynamics. *Journal of Banking & Finance*, 33(2), 281-299
https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2008.08.006

Braglia, M., Marrazzini, L., & Padellini, L. (2022). The impact of COVID-19 on the Italian footwear supply chain of small and medium-sized enterprises (SMEs): Evaluation of two case studies. *Designs, 6*(2), 23.
https://doi.org/10.3390/designs6020023

Bruneau, C., Bandt, O. de, & El Amri, W. (2012). Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility. *Journal of Financial Stability, 8(4),* 219–235.
https://doi.org/10.1016/j.jfs.2012.02.002

CEC, COTANCE, & EURATEX. (2022). Sectoral Skills Strategy for the EU Textile, Clothing, Leather and Footwear (TCLF) industries. *Skills4Smart TCLF Industries 2030*. https://s4tclfblueprint.eu/wp-content/uploads/2022/06/Sectoral-Skills-Strategy-for-the-EU-TCLF-industries.pdf

Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Financial Failure. *Journal of Accounting Research, 10*, 167-179 https://doi.org/10.2307/2490225

Dong, M. C., Tian, S., & Chen, C. W. S. (2018). Predicting failure risk using financial ratios: Quantile hazard model approach. *North American Journal of Economics and Finance, 44*, 204–220 https://doi.org/10.1016/j.najef.2018.01.005

Eisenbeis, R. A. (1977). Pitfalls in the application of discriminant analysis in business, finance, and economics. *The Journal of Finance, 32(3),* 875-900. https://doi.org/10.2307/2326320

European Commission. (n.d.). Textiles ecosystem. *Directorate-General for Internal Market, Industry, Entrepreneurship and SMEs.* https://single-market-economy.ec.europa.eu/sectors/textiles-ecosystem_en

European Commission (2025). Monitoring industrial ecosystems: Textiles: Analytical report: 2024 edition. *Publications Office of the European Union.* https://doi.org/10.2826/308561

Ohlson, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal Of Accounting Research, 18(1)*, 109-131 https://doi.org/10.2307/2490395

Ooghe, H., & De Prijcker, S. (2008). Failure processes and causes of company bankruptcy: A typology. Management Decision, 46(1–2), 223–242. https://doi.org/10.1108/00251740810854131

Portugal. (2004). Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de março: Aprova o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas. *Diário da República*, 1.ª série-A, n.º 66. https://diariodarepublica.pt/dr/legislacao-consolidada/decreto-lei/2004-34529075

Shi, Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital, 15(2),* 114–127. https://doi.org/10.3926/ic.1354

Sun, J., Li, H., Chang, P.-C., & He, K.-Y. (2015). The dynamic financial distress prediction method of EBW-VSTW-SVM. *Enterprise Information Systems, 10(6)*, 611–638. https://doi.org/10.1080/17517575.2014.986214

Klieštik, T., Kočišová, K., & Mišanková, M. (2015). Logit and probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia Economics and Finance, 23*, 850–855. https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00374-4

Vardar, N. B., & Cifter, A. (2025). How uncertainty affects firm performance in the textile and clothing industry: A comparison of European manufacturing and retail firms. *Empirica, 52*(4), 667–685. https://doi.org/10.1007/s10663-025-09659-x

Zavgren, C. V. (1985). Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis. *Journal of Business Finance & Accounting, 12(1),* 19–45. https://doi.org/10.1111/j.1468-5957.1985.tb00077.x

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research, 22*, 59–82. https://doi.org/10.2307/2490859

7 Anexo

Anexo 1 – Variáveis Utilizadas

	Categoria	Variável	Sinal Esperado	Sinal Esperado Global	Fonte de Informação	Unidade de Medida	Estudo de Base
Financeiras	**Liquidez**	Caixa/Ativo Total	-	-	ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Passivo Corrente/Passivo Total	+		ORBIS	Euros	N/A
		Fundo de Maneio/Ativo Total	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Ativo Intangível/Ativo Total	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		(Ativo Corrente - Inventários) / Passivo Corrente	-		ORBIS	Euros	N/A
	Rentabilidade	EBITDA / Ativo Total	-	-	ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		EBIT/Volume de Negócios	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Resultado Líquido / Ativo Total	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Resultado Líquido / Volume de Negócios	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Resultado Líquido / Capital Próprio	-		ORBIS	Euros	N/A
		Resultados Transitados/Ativo Total	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
	Endividamento	Passivo Total/Ativo Total	+	+	ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Capital Próprio/Passivo Total	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Passivo Corrente/Capital Próprio	+		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
	Cobertura	Ativo Corrente / Passivo Corrente	-	-	ORBIS	Euros	Beaver (1966)
		EBIT / Despesas com Juros	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		EBITDA / Despesas com Juros	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
	Atividade	Volume de Negócios / Ativo Total	-	-	ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Volume de Negócios / Inventário	-		ORBIS	Euros	N/A
		Ativo Corrente/Volume de Negócios	-		ORBIS	Euros	Beaver (1966)
		Contas a Receber / Passivo Total	-		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)
		Contas a Pagar / Volume de Negócios	+		ORBIS	Euros	Altman & Sabato (2007)

Categoria	Variável	Sinal Esperado	Sinal Esperado Global	Fonte de Informação	Unidade de Medida	Estudo de Base
Não Financeiras	Idade	-	NA	ORBIS	N/A	Altman e Sabato (2010)
	Dimensão da Empresa	-		ORBIS	Euros	N/A

Categoria	Variável	Sinal Esperado	Sinal Esperado Global	Fonte de Informação	Unidade de Medida	Estudo de Base
Macroeconómicas	Taxa de Crescimento do PIB	-	N/A	Eurostat	Percentagem	Bonfim (2009)
	Taxa de Desemprego	+		Eurostat	Percentagem	N/A
	Taxa de Inflação	+		Eurostat	Percentagem	Bruneau (2012)
	Taxa de Juro Nominal	+		Eurostat	Percentagem	Bruneau (2012)

Categoria	Variável	Sinal Esperado	Sinal Esperado Global	Fonte de Informação	Unidade de Medida	Estudo de Base
Setoriais	Acréscimo absoluto do volume de negócios do setor	-	N/A	Eurostat	Euros	Bonfim (2009)
	Índice de dependência das exportações do setor	+		Eurostat	Percentagem	N/A
	Índice de custos de mão de obra do setor	+		Eurostat	Percentagem	N/A

Anexo 2 – Correlação entre as variáveis

	AC/ PC	AC/ VN	AI/ AT	CP/ PT	EBIT/ DJ	EBIT/ VN	EBITDA/ AT	EBITDA/ DJ	FM/ AT	PC/ CP	PC/ PT	PT/ AT	AC-I/ PC	RL/ AT	RL/ CP	RL/ VN	VN/ AT
AC/ PC	1,0000																
AC/ VN	-0,0001	1,0000															
AI/ AT	-0,0032	0,0040	1,0000														
CP/ PT	0,0062	-0,0010	-0,0331	1,0000													
EBIT/ DJ	-0,0001	-0,0003	-0,0060	0,0061	1,0000												
EBIT/ VN	0,0001	-0,6904	0,0025	0,0020	0,0002	1,0000											
EBITDA/ AT	0,0005	-0,0031	-0,0135	0,0161	0,0251	0,0059	1,0000										
EBITDA/ DJ	-0,0001	-0,0004	-0,0076	0,0092	0,9564	0,0003	0,0232	1,0000									
FM/ AT	0,0100	0,0041	-0,0731	0,0253	0,0063	-0,0010	0,5057	0,0033	1,0000								
PC/ CP	0,0000	0,0000	0,0002	0,0001	-0,0002	0,0001	0,0007	-0,0001	0,0023	1,0000							
PC/ PT	-0,0253	0,0025	-0,1144	0,0859	0,0213	-0,0087	-0,0182	0,0281	0,0160	-0,0057	1,0000						
PT/ AT	-0,0012	0,0054	0,0291	-0,0698	-0,0164	-0,0086	-0,8095	-0,0170	-0,4673	-0,0011	0,0174	1,0000					
AC-I/ PC	0,9987	-0,0001	-0,0035	0,0134	-0,0001	0,0001	0,0003	-0,0001	0,0103	0,0000	-0,0267	-0,0017	1,0000				
RL/ AT	0,0006	-0,0022	-0,0145	0,0175	0,0211	0,0045	0,9920	0,0195	0,5214	0,0002	-0,0168	-0,8241	0,0004	1,0000			
RL/ CP	0,0000	0,0001	0,0074	-0,0001	0,0007	-0,0002	0,0077	0,0006	-0,0027	-0,4913	-0,0024	0,0012	0,0000	0,0079	1,0000		
RL/ VN	0,0001	-0,6932	0,0024	0,0020	0,0002	0,9995	0,0057	0,0003	-0,0011	0,0001	-0,0090	-0,0079	0,0001	0,0045	-0,0002	1,0000	
VN/ AT	-0,0024	-0,0059	-0,0303	-0,0248	-0,0015	0,0045	-0,6940	-0,0018	-0,4988	-0,0040	0,0927	0,7722	-0,0026	-0,7238	-0,0046	0,0044	1,0000

Anexo 3 –Modelo financeiro com inclusão do rácio EBIT/Despesas com Juros

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-4.045991	0.122492	-33.03057	0.0000
Resultado Líquido / Ativo Total	-1.923182	0.133692	-14.38512	0.0000
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.089072	0.020463	-4.352836	0.0000
Passivo Total / Ativo Total	1.063484	0.066313	16.03743	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	0.986322	0.145966	6.757207	0.0000
EBIT/ Despesas com Juros	1.15E-07	3.14E-07	0.367089	0.7136

McFadden R-squared	0.191502	Mean dependent var	0.076269
S.D. dependent var	0.265436	S.E. of regression	0.234199
Akaike info criterion	0.436588	Sum squared resid	928.8125
Schwarz criterion	0.439329	Log likelihood	-3691.905
Hannan-Quinn criter.	0.437492	Deviance	7383.809
Restr. deviance	9132.743	Restr. log likelihood	-4566.372
LR statistic	1748.934	Avg. log likelihood	-0.217940
Prob(LR statistic)	0.000000		

Este modelo encontra-se referido na página 32

Anexo 4 –Modelo com combinação de variáveis

Dependent Variable: YFAL
Method: ML - Binary Logit (Newton-Raphson / Marquardt steps)
Sample: 2020 2024 IF IDADE>=2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.060602	0.255722	-0.236983	0.8127
Resultado Líquido / Ativo Total	-0.328302	0.062862	-5.222552	0.0000
Volume de Negócios / Ativo Total	-0.104430	0.010556	-9.892991	0.0000
Passivo Total / Ativo Total	0.774401	0.051202	15.12450	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	0.105191	0.132855	0.791771	0.4285
Idade	-0.801265	0.023439	-34.18463	0.0000
Dimensão	-0.055470	0.002920	-18.99958	0.0000
Taxa de Inflação	0.180802	0.011125	16.25155	0.0000
Taxa de Desemprego	0.159247	0.013844	11.50252	0.0000
Taxa de Juro Nominal	0.224431	0.023545	9.532159	0.0000
Taxa de Crescimento do PIB	0.087044	0.012287	7.084093	0.0000
Acréscimo Absoluto Volume de Negócios	-5.50E-05	6.71E-06	-8.185259	0.0000

McFadden R-squared	0.433796	Mean dependent var	0.096452
S.D. dependent var	0.295218	S.E. of regression	0.218792
Akaike info criterion	0.360473	Sum squared resid	915.6059
Schwarz criterion	0.365401	Log likelihood	-3437.547
Hannan-Quinn criter.	0.362089	Deviance	6875.095
Restr. deviance	12142.44	Restr. log likelihood	-6071.219
LR statistic	5267.343	Avg. log likelihood	-0.179610
Prob(LR statistic)	0.000000		

Este modelo encontra-se referido na página 35

FEP FACULDADE DE **ECONOMIA E GESTÃO**