

MESTRADO
FINANÇAS E FISCALIDADE

Modelos de Previsão de Falências para o Setor do Comércio a Retalho na União Europeia

Tiago Nuno Lamas da Silva

M

2025



FACULDADE DE ECONOMIA





Modelos de Previsão de Falências para o Setor do Comércio a Retalho na União Europeia
Tiago Nuno Lamas da Silva



Dissertação
Mestrado em Finanças e Fiscalidade



Orientado por:
Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins



2025

Agradecimentos

Ao meu avô, que, mesmo sem estar entre nós, inspirou e acompanhou cada passo que dei até este momento. Finalizar esta etapa significa, para mim, cumprir o destino dele, fazer o que ele merecia ter feito. Isto é meu, é dele, é nosso.

À minha namorada, Marta, por toda a motivação, compreensão e apoio, por ter sido o meu maior pilar e por tornar um período teoricamente complicado e exigente em algo simples e bonito, com um dom que só ela tem.

Aos meus pais e irmã, pela oportunidade, pelas palavras de incentivo, por nunca deixarem de acreditar em mim, por um segundo que fosse. Sem vocês, eu não teria começado esta caminhada, nem forças teria para tal.

Aos meus amigos, que mesmo com uma mera ida noturna ao café, conseguiam amenizar um dia mais delicado. Ao mesmo tempo, nunca me permitiram perder a ambição, a confiança e o otimismo.

À minha família, por tudo o que por mim fez, por serem tão ativos e preocupados. Sentir esse carinho constante, mesmo que de forma indireta, auxiliou a trazer-me até aqui.

Ao meu orientador, Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins, por todo o suporte, paciência e conhecimentos transmitidos ao longo deste ano.

A todos os professores que se cruzaram no meu caminho, por toda a sabedoria e acompanhamento ao longo destes anos.

Com isto, pretendo reiterar que esta conquista não é só minha, é de todos que comigo se cruzaram ao longo deste período e me ofereceram, sem hesitar, um pouco da sua força, conhecimento e paciência.

A todos, o meu mais sincero obrigado.

Resumo

Ao longo dos últimos anos, a economia tem estado ligada a uma enorme instabilidade, com destaque para a crise financeira de 2008 e, mais recentemente, a pandemia e a guerra. Dado este crescente aumento da imprevisibilidade, torna-se cada vez mais essencial uma adequada antecipação e prevenção do risco de insolvência e da possibilidade de falência por parte das empresas.

Nesta investigação desenvolve-se um modelo econométrico robusto e ajustado à, cada vez maior, instabilidade sentida mundialmente, introduzindo variáveis setoriais e macroeconómicas, além das determinantes ao nível da empresa - financeiras e não financeiras. O modelo é direcionado para o setor do comércio a retalho e para as suas condicionantes. A amostra do trabalho incorpora 8741 empresas não falidas e 2973 empresas falidas, todas pertencentes a países da União Europeia. Os dados foram todos obtidos nas plataformas *ORBIS* e *Eurostat*.

Os resultados confirmaram a relevância dos dados financeiros na previsão das falências, com destaque para as variáveis de rentabilidade e endividamento, reforçando a ideia de que uma maior robustez financeira, reduz o risco de insolvência e a probabilidade de uma empresa falir. As variáveis não financeiras, nomeadamente a idade, também se revelaram bastante capazes de influenciar este fenómeno da falência, sendo que uma empresa mais antiga apresenta maior resistência à insolvência. Ao nível agregado, as variáveis relativas ao setor e à macroeconomia apresentaram um impacto positivo na redução da insolvência como o índice de volume de negócios do setor e a taxa de inflação, sendo que o desemprego, como esperado, está associado a fatores que aumentam a probabilidade de falência.

A inclusão dos diversos tipos de variáveis permite aumentar o poder explicativo dos modelos e assim, auxiliar as empresas e entidades a precaver uma possível situação de falência., agindo antecipadamente e protegendo os recursos investidos e o desenvolvimento da atividade económica.

Palavras-chave: Modelos de Previsão de Falências, Comércio a Retalho, União Europeia, Falência, *Logit*

Abstract

Over the last few years, the economy has been linked to enormous instability, most notably the financial crisis of 2008 and, more recently, the pandemic and war. Given this growing unpredictability, it is becoming increasingly essential for companies to anticipate and prevent the risk of insolvency and the possibility of bankruptcy.

This research develops a robust econometric model adjusted to the increasing instability felt worldwide, introducing sectoral and macroeconomic variables, as well as determinants at company level - financial and non-financial. The model focuses on the retail sector and its conditioning factors. The sample includes 8741 non-bankrupt companies and 2973 bankrupt companies, all belonging to European Union countries. All the data was obtained from the ORBIS and Eurostat platforms.

The results confirmed the relevance of financial data in predicting bankruptcies, especially the profitability and indebtedness variables, reinforcing the idea that greater financial strength reduces the risk of insolvency and the likelihood of a company going bankrupt. The non-financial variables, namely age, also proved to be quite capable of influencing this phenomenon of bankruptcy, with older companies being more resistant to insolvency. At the aggregate level, variables relating to the sector and the macroeconomy had a positive impact on reducing insolvency, such as the sector's turnover index and the inflation rate, while unemployment, as expected, is associated with factors that increase the likelihood of insolvency.

By including different types of variables makes it possible to increase the explanatory power of the models and thus help companies and organisations to anticipate a possible bankruptcy situation, acting in advance and protecting the resources invested and the development of economic activity.

Keywords: Bankruptcy Prediction Models, Retail Trade, European Union, Bankruptcy, Logit

Índice

1. Introdução	1
2. Revisão de Literatura.....	3
2.1 O conceito de falência	3
2.2 Evolução dos Modelos de Previsão de Falência	5
2.2.1 Análise univariada	5
2.2.2 Análise discriminante múltipla e investigações interligadas	5
2.2.3 Modelo logit.....	7
2.2.4 Modelo probit e outros tipos de modelos de previsão de falências ..	11
2.2.5 Setor do comércio a retalho e a previsão de falências na área	11
2.3 Objetivos da investigação e respetivas hipóteses	13
3. Metodologia	15
3.1 Variável dependente.....	15
3.2 Variáveis independentes	15
3.2.1 Variáveis financeiras	16
3.2.2 Variáveis não financeiras	18
3.2.4 Variáveis macroeconómicas	20
3.3 Modelo de regressão logística.....	21
3.4 Amostra	22
4. Resultados	24
4.1 Estatísticas descritivas.....	24
4.2 Modelos estimados.....	26
5. Conclusão	31
Referências bibliográficas	34
Anexos	38

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Variáveis financeiras.....	16
Tabela 2 - Variáveis não financeiras	18
Tabela 3 - Variáveis setoriais	19
Tabela 4 - Variáveis macroeconómicas.....	20
Tabela 5 - Estatísticas descritivas das empresas não falidas	25
Tabela 6 - Estatísticas descritivas das empresas falidas	26
Tabela 7 - Modelo com variáveis financeiras	26
Tabela 8 - Modelo com variáveis financeiras e não financeiras	27
Tabela 9 - Modelo com variáveis financeiras, não financeiras, setoriais e macroeconómicas	28
Tabela 10 - Modelo alternativo com todas as categorias de variáveis	29

Listagem de Abreviaturas

- ADM – Análise Discriminante Multivariada
- CAE – Classificação de Atividade Económica
- CIRE – Código de Insolvência e Recuperação de Empresas
- DGAE – Direção-Geral das Atividades Económicas
- 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)
- PER – Processo Especial de Revitalização
- PIB – Produto Interno Bruto
- PMEs – Pequenas e Médias Empresas
- UE – União Europeia

1. Introdução

Desde a crise financeira de 2008 até aos dias de hoje, passando pela pandemia da COVID-19 e pela guerra na Ucrânia, têm sido inúmeros os desafios adicionais impostos às empresas e ao mundo como um todo, para além da volatilidade dos mercados e intensidade da concorrência. Esta incerteza e instabilidade conduzem a vários problemas económicos, financeiros e até sociais que provocam efeitos muito fortes e duradouros nas empresas, que não estão preparadas e não sabem como reagir a esses mesmos problemas, levando a que muitas delas entrem em processo de falência.

Dados estes desafios, torna-se fulcral ter plena noção do que é uma falência empresarial e que formas existem para a antever. A falência é uma condição financeira que prejudica todos os *stakeholders* de uma entidade, levando a danos irreparáveis na mesma. Para evitar que esta suceda é essencial que as empresas disponham de instrumentos que a combatam atempadamente. Sun et al. (2015) enfatizaram que, ao prever as dificuldades financeiras que a empresa provavelmente enfrentará no futuro, torna possível antecipar as consequências de isso mesmo acontecer e, assim, auxilia na preparação das empresas para todos os cenários. Neste sentido, a utilização dos modelos de previsão de falência é uma mais-valia para qualquer entidade, permitindo às mesmas gerir e estar alerta para possíveis problemas futuros, aumentando as possibilidades de sucesso aquando de um evento inesperado ou de uma situação recorrentemente problemática e, assim, poder prevenir custos elevados decorrentes dessa situação ou até mesmo evitar a extinção da sociedade.

Este estudo trata de criar um modelo de previsão de falências específico para o setor em estudo, o setor do comércio a retalho na União Europeia, com vista a compreender como é que as empresas deste setor podem implementar estratégias que reduzam a sua probabilidade de falência e aumentem a sua proteção em potenciais cenários de incerteza.

A escolha do setor do comércio a retalho deve-se ao facto de este ser um dos setores mais preponderantes a nível mundial, uma vez que está extremamente relacionado com os restantes setores de atividade, afetando-os fortemente e consequentemente, afetando a economia como um todo. Simultaneamente, é um setor cujos estudos ainda não são muito vastos.

Ao longo dos anos, as investigações sobre esta temática da previsão de falências não param de aumentar, sendo já imensos os estudos e os autores relacionados com a mesma.

Destes trabalhos, são de destacar alguns pela importância que deixaram nas suas épocas. Primeiramente, Beaver (1966), através da análise discriminante univariada, atingiu resultados muito interessantes, tendo sido o seu modelo rapidamente ajustado por Altman, apenas dois anos depois, introduzindo a análise discriminante multivariada (ADM) e, assim trazendo a possibilidade de estudar as relações multidimensionais entre os rácios financeiros. Deste primeiro trabalho de Altman é de realçar a divisão das variáveis financeiras em cinco categorias: liquidez, cobertura, atividade, rentabilidade e endividamento, divisão essa que é usada ao longo desta investigação. Desde esse estudo, muitas foram as investigações que, ora desenvolvendo o trabalho de Altman (1968), ora criando modelos de previsão de falência com diferentes métodos de estimação, pretendiam aumentar a taxa de precisão dos modelos. Dessas investigações, a de Ohlson (1980) que propôs um modelo com base na regressão logística, tem especial importância na presente dissertação por ser o tipo de modelo aqui desenvolvido. Mais recentemente, outros tipos de modelos mais específicos foram surgindo, muito por causa dos avanços tecnológicos, como por exemplo as redes neurais artificiais.

Apesar dos grandes avanços e das novas metodologias que surgem com frequência neste campo, uma boa parte dos estudos continua a basear-se maioritariamente em dados financeiros tradicionais em detrimento de outros tipos de variáveis que podem influenciar a falência empresarial, como as setoriais e macroeconómicas, e, é nessa perspetiva que esta dissertação tem um elemento diferenciador, preenchendo, adicionalmente, uma lacuna nos estudos ligados a este setor, que até então são reduzidos.

No que toca às contribuições teóricas e empíricas que esta dissertação oferece, uma delas é a inclusão de variáveis de diferentes tipos: as financeiras, as não financeiras, as macroeconómicas e as setoriais, sendo possível averiguar o impacto e importância de cada uma delas, tanto individualmente como atuando como um todo, no contexto da previsão de falência do setor do comércio a retalho europeu. Paralelamente, este trabalho também enriquece a teoria ligada à gestão financeira e económica.

Esta dissertação está dividida em cinco capítulos, sendo o primeiro a presente introdução. O segundo capítulo incorpora a revisão de literatura, que aborda o conceito de falência e os diferentes métodos desenvolvidos nessa área ao longo dos anos, para além dos objetivos e hipóteses do trabalho. Seguidamente, no terceiro capítulo, é abordado o desenho da investigação, que inclui as variáveis, o método e a amostra. O quarto e quinto capítulo são, respetivamente, os resultados da estimação e a conclusão.

2. Revisão de Literatura

Inicialmente, neste segundo capítulo, são apresentados o termo de falência e as diferentes visões a seu respeito. Posteriormente, é exposto algum do progresso no campo dos modelos de previsão de falência, com o decorrer dos anos. Na última secção, são descritos os objetivos e as hipóteses deste trabalho.

2.1 O conceito de falência

Ao longo da história deste tema, várias investigações tentaram generalizar o conceito de falência, sem sucesso, pois continua sem existir uma definição universal para o termo.

Segundo Nunes (2012), a insolvência é de tal forma relevante em Portugal que levou à constituição de uma lei concreta para o termo. O conceito está associado ao facto de o devedor não conseguir fazer face às suas obrigações vencidas, estando esta definição especificada na lei, no artigo 3º, nº1 do Código de Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) (Decreto-Lei n.º 53/2004 - Artigo 3.º N.º1, 2004).

Como referido, o termo “falência” leva a diferentes interpretações e os grandes nomes relacionados com a previsão de falências exemplificam isso mesmo, através da diversidade de significados que atribuíram a este conceito. Altman (1968), Deakin (1972) e Zavgren (1985) usaram a falência baseando-se no conceito jurídico da mesma, contrariamente a Beaver (1966) que a traduziu numa falta de capacidade das empresas em honrar os seus compromissos. Ohlson (1980) interpretou-a de forma diferente, considerando falidas exclusivamente as empresas que já tinham sido oficialmente declaradas como tal.

O incumprimento financeiro por parte da empresa está associado a uma fraca condição financeira e relaciona-se diretamente com o risco de falência, sendo frequentemente provocado pelo nível de endividamento, quando este atinge valores bastante altos (Kamaluddin et al., 2019). A magnitude das dificuldades financeiras de uma empresa depende, em grande parte, da liquidez que possui e da facilidade que dispõe para aceder a crédito (Hendel, 1996). A chance de a empresa vir a falir diminui à medida que os valores da liquidez aumentam (Kim et al., 2011).

O Tribunal de Justiça Europeu, na tentativa de generalizar o conceito, apresentou uma definição abrangente de falência, afirmando que esta ocorre “Se uma empresa ou um empresário estiverem com dificuldades financeiras, ou não puderem honrar as suas dívidas (...)” (Comissão Europeia, 2023).

Mais importante do que definir falência são os fatores internos que a desencadeiam, podendo estes ser divididos em fatores financeiros e não financeiros (Madrid-Guijarro et al., 2011). Dentro dos fatores financeiros incluem-se os problemas ligados à estrutura de capitais, os valores inadequados no rácio do passivo total em relação ao ativo total e os erros no cálculo dos preços. No caso dos fatores não financeiros, estes abrangem as más decisões estratégicas, a gestão inadequada de riscos, a fraca promoção e competitividade dos produtos da empresa e a baixa produtividade dos funcionários (Zinn, 2019). Ainda no campo das variáveis que impactam negativamente o risco de falência, aumentando-o, (Platt & Platt, 2008) acrescentaram outros elementos de alta relevância tais como, a gestão de má qualidade, a insuficiência de capital próprio e o otimismo excessivo.

No campo das ações que podem ajudar a prever a falência, há duas estratégias possíveis, sendo a primeira a procura por um acordo extrajudicial, que a nível de preço, é a opção mais vantajosa. Atingido esse acordo, a empresa pode permanecer em atividade. Caso contrário, tem de surgir um processo de insolvência, constituindo este uma solução judicial, que pode acontecer com uma declaração de insolvência, em que a empresa ou se reestrutura ou procede à sua liquidação permanente, ou sem uma declaração de insolvência, caso este em que tem de recorrer ao Processo Especial de Revitalização (PER) (Silva, 2014).

Narvekar & Guha (2021) enfatizaram a importância de prever a falência das empresas pois estas atuam como aviso para possíveis situações críticas do setor, pois um risco elevado de uma ou mais empresas, do mesmo setor, virem a falir, alerta o setor em geral para melhorar a monitorização da sua situação financeira. Ao mesmo tempo, as previsões de falências auxiliam os órgãos políticos a tomar decisões mais coerentes e conscientes, e permitem às empresas realizar uma gestão muito mais eficaz dos seus recursos, motivando o crescimento. Estes são alguns dos fatores que explicam a importância, cada vez maior, de estudar esta temática e demonstram o quão positiva esta pode ser para as empresas e para a economia em geral.

2.2 Evolução dos Modelos de Previsão de Falência

Esta secção aborda os mais diversos modelos de previsão de falências, acompanhados pelas suas diferentes interpretações e métodos de estimação. O estudo nesta área já começou há praticamente 100 anos, mas continua a ser bastante atual e é um tema em permanente evolução e descoberta.

2.2.1 Análise univariada

Desde 1930 que a questão dos modelos de previsão de falências persiste, acumulando já vários autores interessados e artigos. Dos mais relevantes e conhecidos, Beaver foi muito importante com a aplicação de uma análise univariada, com o uso exclusivo de indicadores financeiros. Para tal constituiu uma amostra, que abrangia o período de 1954 a 1964, de 158 empresas norte-americanas de 38 setores industriais diferentes, organizando-as em dois grupos iguais, através da técnica das amostras emparelhadas. No total, dos 30 rácios financeiros utilizados, divididos nas categorias de rentabilidade, liquidez, *Cash-Flow*, endividamento e *turnover*, apenas seis se revelaram estatisticamente significativos na estimação das empresas em falidas e não falidas, com destaque para o indicador “*Cash-Flow*/Passivo Total”, que foi o mais capaz na previsão de falências.

No que toca a resultados, as empresas não falidas tiveram estabilidade nos seus rácios financeiros ao longo do tempo, contrariamente às falidas onde foi de notar uma diminuição progressiva dos mesmos com a proximidade ao evento de falência, sendo que estas empresas apresentaram, por norma, baixos índices de rentabilidade e liquidez. Em termos de capacidade preditiva, Beaver obteve 87% para um ano antes da falência, diminuindo este valor para os 78% quando se tratava de previsões para cinco anos antes da falência.

A nível de críticas, o autor foi o próprio a reconhecer que o seu modelo não leva em conta as relações interdependentes entre os diferentes rácios, abrindo a porta para um novo tipo de modelos de previsão, a análise discriminante multivariada, que rapidamente surgiu.

2.2.2 Análise discriminante múltipla e investigações interligadas

No tema da previsão de falências, Altman e seus estudos surgem como base para a maior parte das investigações, sendo caracterizados pelo uso da análise discriminante múltipla, que permite distinguir, de forma estatística, dois grupos, neste caso de empresas falidas e não falidas, que são usados inicialmente para a amostra, através de uma combinação linear de variáveis discriminantes, permitindo assim interpretar as relações entre os rácios financeiros.

O estudo mais influente deste tipo de análise foi o de Altman (1968) e englobou uma amostra de 66 empresas, sendo estas divididas de forma igualitária, em empresas falidas, do setor industrial e empresas não falidas. A amostra foi aleatória e possuía dados do período de 1946 até 1965. Altman começou com 22 rácios financeiros, mas, através de uma técnica estatística, transformou-os em apenas cinco, os com maior poder discriminatório. Através destes, foi obtida a seguinte função discriminante:

$$Z = 0,012x_1 + 0,014x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,999x_5$$

Sendo,

x_1 -> Fundo Maney / Ativo Total;

x_2 -> Resultados Transitados / Ativo Total;

x_3 -> *EBIT* / Ativo Total;

x_4 -> Valor de Mercado do Capital Próprio / Passivo Total;

x_5 -> Vendas / Ativo Total.

Dentro de todas as variáveis utilizadas na estimação do modelo, a mais significativa foi a x_3 , a *Earning Power*. No que toca à capacidade preditiva do modelo, Altman obteve resultados interessantes, com cerca de 95% para um ano antes da falência e 83% de acerto global para até dois anos antes da falência, valores esses que reduziram bastante aquando dos testes realizados pelo mesmo para 3,4 e 5 anos antes do evento. Com o modelo, foi estimado o Z ou Z -score, que fornecia a probabilidade de falência da empresa. A nível de zonas de corte, o autor considerou com elevado risco de falência as empresas que possuíam um Z maior que 2,99 e com baixo risco as situadas em valores de Z inferiores a 1,81. Todos os valores que se encontravam entre estas duas zonas de corte eram valores com uma incerteza elevada, designando esta faixa de valores por “zona de ignorância”.

Deakin (1972) retirou pontos relevantes dos estudos anteriores, usando as variáveis usadas por Beaver (1966). Ao mesmo tempo, abordou o facto do estudo de Altman (1968) perder muita precisão com a distância para o ano da falência. O autor, constituiu uma amostra, para o período de 1964 a 1970, de 32 empresas industriais e com tamanho semelhante no que diz respeito a ativos, divididas entre falidas e não falidas. Deakin obteve um modelo que atingiu 97% e 83% de precisão para um e cinco anos antes da falência, respetivamente.

Uns anos mais tarde, foi desenvolvido mais um modelo, por Altman et al. (1977), o modelo ZETA. Este pretendia fazer evoluir a capacidade preditiva do modelo original de Altman e usou dois grupos de empresas: 53 falidas e 58 não falidas, compreendendo o período de 1969 a 1975 e focalizando-se em empresas do setor do retalho e da transformação. O modelo usou sete variáveis explicativas e revelou-se mais preciso que o modelo principal, tendo 70% de precisão para até cinco anos antes da falência.

Posteriormente, Altman (1983) adaptou o seu modelo inicial, substituindo o valor de mercado do capital próprio pelo seu valor contabilístico, alterando a x_4 e mantendo as restantes variáveis iguais. A amostra permaneceu a mesma do estudo original e esta mudança aumentou significativamente o alcance do modelo, permitindo a sua aplicação tanto a empresas cotadas como não cotadas. Ainda neste estudo, o autor investigou a possibilidade de excluir a variável x_5 , de modo a minimizar os efeitos do setor industrial, e permitir a aplicação dos modelos aos mais diversos setores. Quanto às zonas de corte destes dois novos modelos, as empresas com um valor de Z menor que 1,23, estavam numa zona de alto risco de falência, enquanto as empresas com valores de Z superiores a 2,90 representavam uma zona de não falência para as empresas.

Edmister (1972), Blum (1974), Bilderbeek (1979), Piss & Wood (1992), Lussier (1995) e Altman et al. (1995) foram alguns dos autores que, a partir da técnica de Altman, desenvolveram as suas investigações, contribuindo para o desenvolvimento da literatura nesta área (Altman & Sabato, 2007).

Sung et al. (1999) indicaram como vantagens da análise discriminante multivariada o facto de esta englobar vários rácios financeiros ao mesmo tempo e de, eficientemente, combinar variáveis independentes.

Apesar das várias vantagens, a investigação de Altman e o modelo que desenvolveu foram alvo de algumas críticas que se focavam na possibilidade de heteroscedasticidade do modelo e o facto de este poder trazer alguma incerteza aos testes de significância, através de fatores como as variáveis independentes não terem uma distribuição normal.

2.2.3 Modelo logit

O modelo *logit* é um tipo de metodologia que usa a probabilidade condicionada para prever eventos com apenas dois cenários possíveis, ou seja, binários. Estes dois cenários constituem-se pelos valores 0 e 1 e indicam a chance de um evento suceder, sendo estes os

valores possíveis para a variável dependente. Mais especificamente, ligado à previsão de falências, a regressão logística permite perceber até que ponto uma empresa apresenta capacidade de permanecer em atividade ou se esta terá de declarar falência.

Dentro deste tipo de modelo, Ohlson (1980) é o que possui o estudo mais conceituado, tendo usado o modelo de regressão logística para a previsão de falências, superando em vários pontos a análise discriminante, tornando-se numa ferramenta mais aplicável. Dentro destas vantagens de um modelo para o outro é de realçar, a maior flexibilidade de pressupostos do modelo *logit*, como por exemplo, pelo facto de não exigir que as matrizes de variância e covariância sejam iguais.

A amostra utilizada pelo autor teve por base 105 empresas que tinham falido, aliadas a mais 2058 empresas saudáveis, todas oriundas do setor industrial e com capital negociado em mercado regulamentado, para um período entre 1970 e 1976. Um dos pontos em que o autor tocou foi na comparação da sua amostra com os estudos passados, como por exemplo o de Altman et al. (1977), que dividiram a amostra em dois grupos iguais, não sendo assim uma representação real do mercado. No seu modelo probabilístico, foram integrados indicadores financeiros e variáveis binárias, totalizando nove variáveis explicativas, que são:

SIZE-> $\log (\text{Ativo Total} / \text{Índice de preços GNP})$

TLTA-> $\text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}$

WCTA-> $\text{Fundo de maneio} / \text{Ativo Total}$

CLCA-> $\text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Corrente}$

OENEG-> Variável binária que tem o valor 1 se o passivo total for superior ao ativo total e 0 no cenário oposto.

NITA-> $\text{Resultado líquido} / \text{Ativo Total}$

FUTL-> $\text{Fluxo de caixa operacional} / \text{Passivo Total}$

INTWO-> Variável binária que fica com o valor 1 no caso de o resultado líquido ser negativo nos últimos dois anos e 0, no cenário oposto.

CHIN-> $(\text{Resultado líquido de } t - \text{Resultado líquido de } t-1) / (|\text{Resultado líquido de } t| + |\text{Resultado líquido de } t-1|)$, em que t está correlacionado com o período mais recente.

Neste artigo foram desenvolvidos vários modelos, sendo três deles de destacar: o primeiro modelo que teve como raio temporal um ano antes da falência, o segundo modelo que abrangia o período que ia até dois anos antes da falência e o terceiro modelo que utilizava o período entre o primeiro e o segundo ano antes da falência. Cada um destes modelos devolveu um *output* em forma de probabilidade, o **O-score**, que indicava a probabilidade de falência da empresa, sendo ele 0 para uma falência pouco provável e 1 para uma falência muito provável.

Previamente, com base em fundamentos teóricos e alguma lógica, era esperado que as variáveis **TLTA** (Passivo Total / Ativo Total), **CLCA** (Passivo Corrente / Ativo Corrente) e **INTWO** (Variável binária que assume valor 1 no caso de o resultado líquido ser negativo nos últimos dois anos e 0 no cenário oposto) apresentassem sinal positivo, contrariamente às variáveis **SIZE** ($\log(\text{Ativo Total} / \text{Índice de preços GNP})$), **WCTA** (Fundo de maneo / Ativo Total), **FUTL** (Fluxo de caixa operacional / Passivo Total) e **CHIN** ($(\text{Resultado líquido de } t - \text{Resultado líquido de } t-1) / (|\text{Resultado líquido de } t| + |\text{Resultado líquido de } t-1|)$), onde eram esperados sinais negativos. Por fim, esperava-se um sinal indeterminado para a variável **OENEG** (Variável binária que tem o valor 1 se o passivo total for superior ao ativo total e 0, no cenário oposto), situação que não se verificou, pois, esta última obteve sinal negativo nos 3 modelos principais.

A nível de capacidade preditiva, os modelos do autor apresentaram valores bastante interessantes, fixando-se estes nos 96,12% para o primeiro modelo desenvolvido, nos 95,55% para o segundo modelo e 92,84% para o terceiro modelo.

Zavgren (1985), Charitou et al. (2004) e Altman & Sabato (2007) foram alguns dos autores que utilizaram este modelo para os seus estudos, tornando Ohlson o pioneiro dos modelos probabilísticos de previsão de falências.

Zavgren (1985) foi um dos primeiros a criticar o modelo de Ohlson, focando-se no facto de este ter uma amostra desemparelhada e ser débil a nível teórico. O seu estudo utilizou empresas industriais dos EUA e dividiu a amostra, primeiramente, em dois grupos, tendo cada grupo 45 empresas e abrangendo o período de 1972 a 1978. Seguidamente, utilizou outra amostra, mais pequena, com 16 empresas por grupo e para o período de 1979 e 1980, permitindo analisar a adaptação do seu modelo a amostras mais pequenas. Chegou à conclusão de que os rácios financeiros são muito relevantes na previsão de falências,

destacando ainda que os rácios de rentabilidade possuem um fraco poder discriminatório, contrariamente aos rácios de eficiência, que se revelaram os rácios estatisticamente mais significativos.

Já mais recentemente, Altman & Sabato (2007) focaram-se nas pequenas e médias empresas norte-americanas (PMEs), de acordo com o Acordo de Basileia II e com o intuito de analisar as variáveis mais significativas no contexto do crédito. Os autores usaram os rácios divididos nos cinco grupos habituais: atividade, liquidez, rentabilidade, endividamento e cobertura e concluíram que os 3 primeiros se encontram associados a uma maior chance de a empresa vir a falir, resultados esses que foram ainda mais acentuados após a logaritmização das variáveis, que aumentou a precisão do modelo em 12%.

Poucos anos depois, para fazer face à limitação do estudo anterior, que ao utilizar o *Compustat*, não fizeram referência às variáveis qualitativas, Altman et al. (2010) criaram um modelo que englobou variáveis não financeiras, tendo como resultado um aumento da precisão de até 13% em comparação com o modelo anterior.

Seguidamente, vários estudos procuraram investigar o impacto de diferentes contextos económicos e de diferentes tipos de variáveis na taxa de sucesso dos modelos de previsão de falência.

A título de exemplo, ainda no mesmo ano do estudo anteriormente referido, Duda & Schmidt (2010) fizeram uso do modelo de regressão logística em momentos opostos dos ciclos económicos, as recessões e as fases de crescimento, tentando explicar o impacto das variáveis macroeconómicas nos modelos de previsão de falências. Nesse sentido, foi concluído que o uso de variáveis financeiras por si só não é suficiente, sendo o uso de variáveis macroeconómicas essencial para aumentar a taxa de precisão dos modelos.

Bruneau et al. (2012) tiveram como objetivo o de averiguar o impacto das variáveis macroeconómicas e setoriais na previsão de falências, utilizando, para isso, as relações entre os ciclos económicos e a fragilidade financeira das empresas. Para tal, foi usado um modelo *logit* multiperíodo, estimado para uma amostra de 258890 empresas francesas, das quais 35875 empresas estavam em estado de falência e usaram o espaço temporal de 1990 a 2006. Foi concluído que, de facto, a quantidade de empresas que entraram em falência impactam nos ciclos económicos e que a situação económica geral do país afeta o acontecimento da falência.

2.2.4 Modelo probit e outros tipos de modelos de previsão de falências

No que diz respeito ao modelo *probit*, este apresenta grande semelhança com o *logit*, diferenciando-se pela utilização de uma função de probabilidade derivada de uma distribuição normal.

O considerado pioneiro no uso desta metodologia na previsão de falências foi Zmijewski (1984), que utilizou apenas três variáveis explicativas e dois grupos de empresas: 40 falidas e 800 não falidas, para o período de 1972 a 1978. Apesar do modelo ter sido bastante inovador, apresentou resultados inferiores ao modelo *logit*, no que toca às taxas de precisão.

Há poucos anos, Nurhayati et al. (2022) analisaram e compararam três modelos de previsão de falência - Springate, Altman e Zmijewski - em empresas do setor da saúde da Indonésia durante a pandemia da COVID-19. Ao mesmo tempo, também foi explorado o desempenho financeiro das empresas no antes e após a pandemia. Como hipóteses, os autores propuseram que o modelo Springate seria o mais preciso (H1) e que haveria diferenças significativas no desempenho financeiro das empresas no antes e após a pandemia (H2). Os resultados confirmaram a H1, com o modelo Springate a alcançar os 91,43% de precisão, superando amplamente os outros modelos, que tiveram percentagens na ordem dos 60%. Em sentido contrário, a H2 foi rejeitada, uma vez que o teste de diferença média indicou que as alterações na saúde financeira das empresas antes e depois da pandemia foram estatisticamente insignificantes, derivado do facto do *p-value* ser de 0,89, e, por isso, superior ao nível de significância de 5%.

Para além dos modelos mais conhecidos, alguns estudos têm incorporado inteligência artificial, como as redes neurais artificiais, método este que é inspirado no funcionamento do cérebro humano, representando um avanço significativo na capacidade preditiva dos modelos de falência e foi estudado, por exemplo, por Charitou et al. (2004) que concluíram que a capacidade preditiva destes modelos mais tecnológicos é no mínimo igual à dos modelos tradicionais.

2.2.5 Setor do comércio a retalho e a previsão de falências na área

O setor do comércio a retalho desempenha um papel fulcral na União Europeia, empregando milhões de pessoas num total de 3,6 milhões de empresas, abrangendo cerca de 4,5% do PIB da UE.

O comércio a retalho é um setor dinâmico, marcado por mudanças nos hábitos do consumidor, pelas inovações tecnológicas e pelo crescimento do *e-commerce*, que tem transformado profundamente o setor. Porém, mesmo assim, apresenta uma elevada taxa de falências (Ballkoci & Gremi, 2017).

Focando em comparações no antes e após a pandemia, segundo dados da Comissão Europeia (2022), publicados no *Eurostat*, o volume do setor do comércio a retalho, ajustado às variações de preços, teve uma redução drástica em março e abril de 2020, com reduções de 9,2% e 11,2%, respetivamente. Quando comparada com a crise financeira de 2008, a pandemia da COVID-19 teve um impacto mais visível, apresentando uma diminuição de 22 pontos no índice de volume do setor do comércio a retalho, contra apenas 2,2 pontos da crise anterior. A Comissão Europeia (2024), através do *Eurostat*, também fornece dados mais recentes, sendo neste caso utilizados dados que comparam o mês de agosto e setembro de 2024, e indicam que o comércio a retalho na UE cresceu 0,3%, e obteve um aumento de 2,8% face à mesma variação mensal para 2023.

Embora existam muitos estudos sobre a previsão de falências, a literatura ligada a este setor ainda é um pouco escassa. Ainda assim, são destacados três estudos, relativos a diferentes países e anos, em que o mesmo foi abordado, que fornecem alguns *insights* interessantes.

Bhargava et al. (1998) investigaram a eficácia do modelo de Altman no setor do comércio a retalho, concluindo que o modelo funciona bem tanto no setor industrial como no retalhista. Neste estudo, a *lease capitalization* mostrou-se indispensável para ajustar os modelos genéricos às especificidades do setor.

Ballkoci & Gremi (2017) aplicaram o método *logit* a empresas retalhistas da Albânia, confirmando a robustez deste método em contextos com distribuições financeiras anormais e em diferentes setores, como é o caso do comércio a retalho.

Por sua vez, Santiago et al. (2021) destacaram a importância do modelo original de Altman para o setor, demonstrando que o seu modelo inicial é eficaz mesmo para empresas não industriais. Ao mesmo tempo, sublinharam a necessidade de melhorar a rotação de inventários, diversificar as fontes de financiamento e melhorar a gestão de ativos, de modo a reduzir os riscos de falência.

2.3 Objetivos da investigação e respetivas hipóteses

Dentro do tema da previsão de falências há, como vimos, uma literatura muito vasta, com muitas formas diferentes de a encarar, exigindo, portanto, uma análise cuidada no que toca às variáveis a ter em conta, tendo como finalidade a obtenção do modelo mais apropriado e eficiente. A qualidade do modelo auxilia as empresas a antecipar as dificuldades financeiras e, conseqüentemente, a manterem o seu crescimento económico estável.

Este estudo tem como principal objetivo a criação de um modelo de previsão de falências que, utilizando os dados mais recentes disponíveis, se foque nas empresas europeias ligadas ao setor do comércio a retalho. Tendo isso em vista, são introduzidas variáveis de diferentes tipos, as financeiras, não financeiras, macroeconómicas e setoriais, de modo a aumentar a precisão e abrangência do estudo e, assim, alcançar o modelo mais eficiente possível. Simultaneamente, procura-se aferir as variáveis de maior poder discriminatório, dentro das diferentes categorias adicionadas ao modelo, e que impacto essas mesmas categorias de variáveis possuem umas nas outras.

Relativamente às hipóteses, esta investigação apresenta quatro, estando a primeira delas subdividida em cinco alíneas. A segunda e a terceira hipótese apresentam duas alíneas cada, tendo a H4 uma repartição por quatro alíneas. Mais especificamente, estas são:

H1 - As variáveis financeiras afetam a probabilidade de falência das empresas.

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

H2 – As variáveis não financeiras afetam a probabilidade de falência das empresas.

- a) A idade impacta negativamente a probabilidade de falência;
- b) A dimensão impacta negativamente a probabilidade de falência;

H3 – As variáveis setoriais afetam a probabilidade de falência das empresas.

- a) O volume de negócios líquido do setor, ou o volume de vendas do setor, impactam negativamente a probabilidade de falência;

b) O número de funcionários do setor impacta negativamente a probabilidade de falência.

H4 – As variáveis macroeconómicas afetam a probabilidade de falência das empresas.

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

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

c) A taxa de juro nominal impacta positivamente a probabilidade de falência;

d) A taxa de inflação impacta positivamente a probabilidade de falência.

3. Metodologia

Neste capítulo estão presentes o processo e o desenho da investigação, mais especificamente as variáveis e os seus sinais esperados, que acompanham a literatura e as hipóteses deste estudo, seguidas da descrição do modelo de estimação e da amostra.

3.1 Variável dependente

Conforme analisado na revisão de literatura acima realizada, verifica-se uma ampla diversidade na percepção do conceito de "Falência". Levando em conta que são investigados dados de diferentes países, são usados os conceitos padronizados das plataformas de dados usadas, *ORBIS e Eurostat*. Nesse sentido, a variável dependente a ser analisada é a "Falência" ou "Yfal" e averigua a probabilidade de a empresa falir. Esta variável é binária, assumindo valores de 0 ou 1, seguindo as premissas do modelo *logit*. Assim, atribui-se o valor 0 quando a empresa se encontra saudável, obtendo a designação de "não falida" e o valor 1 quando a empresa está com um elevado risco de falência, sendo denominada por "falida".

3.2 Variáveis independentes

As variáveis explicativas são divididas em quatro grupos: variáveis financeiras, variáveis não financeiras, variáveis ligadas ao setor do comércio a retalho e variáveis macroeconómicas. Nesta investigação, todas as variáveis foram escolhidas com base na sua relevância em estudos anteriores e na sua potencial influência sobre a variável dependente. No caso da H1, os indicadores financeiros estão representados na forma de rácios. Para as restantes hipóteses, são utilizados dados específicos de cada entidade, aliados aos respetivos dados do setor e da região em estudo.

3.2.1 Variáveis financeiras

Tabela 1 - Variáveis financeiras

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal esperado	Sinal esperado
Liquidez	Fundo de Maneio/ Ativo Total	Exprime os níveis de tesouraria, com o objetivo de avaliar se a empresa tem capacidade para cumprir as suas obrigações, antecipando oportunidades e potenciais dificuldades.	-	-
	Passivo Corrente/ Passivo Total		-	
	Caixa/ Ativo Total		-	
	Ativos Intangíveis/ Ativo Total		-	
	Caixa/ Volume de negócios		-	
Cobertura	EBITDA/ Despesas com juros	Indica a capacidade de uma empresa para cumprir as suas obrigações financeiras de curto prazo.	-	-
	EBIT/ Despesas com juros		-	
	Ativo Corrente/ Passivo Corrente		-	
Atividade	Ativo Corrente/ Volume de negócios	Avalia a qualidade da gestão dos ativos e/ou vendas por parte da empresa.	-	-
	Volume de negócios/ Ativo Total		-	
	Contas a receber/ Passivo Total		-	
	Contas a pagar/ Volume de Negócios		+	
Rentabilidade	EBITDA/ Ativo Total	Estabelece uma ligação entre o lucro que uma empresa obtém num determinado espaço temporal com o seu ativo, capital próprio ou volume de negócios.	-	-
	Resultados Transitados/ Ativo Total		-	
	EBIT/ Volume de Negócios		-	
	Resultado Líquido/ Ativo Total		-	
	Resultado Líquido/ Capital Próprio		-	
	Resultado Líquido/ Volume de negócios		-	
Endividamento	Passivo Total/ Ativo Total	Analisa em que medida a empresa usa capital alheio para financiar as suas atividades, levando a inferir quanto ao grau de dependência de financiamento externo.	+	+
	Passivo Corrente/ Capital Próprio		+	
	Passivo Total/ Capital Próprio		+	
	Capital Próprio/ Passivo Total		-	

Fonte: Elaboração própria (2025)

A partir dos estudos iniciais de Beaver (1966), Altman (1968) e, posteriormente, da investigação de Altman & Sabato (2007), foram escolhidos 22 rácios para serem analisados tendo em vista a estimação do modelo logístico de previsão de falência. Todas estas variáveis estão agrupadas em cinco categorias de rácios financeiros, de acordo com Altman (1968): liquidez, cobertura, atividade, rentabilidade e endividamento. Do trabalho de Altman e Sabato, foram usados os 17 rácios utilizados pelos mesmos, com exceção ao rácio de “Caixa/Vendas líquidas” que passou a ser “Caixa/Volume de negócios”, de forma a fazer o ajustamento aos dados disponíveis na plataforma *ORBIS*. Além disso, foram acrescentadas mais seis variáveis consideradas relevantes, baseadas nos estudos de Beaver e Altman, uma para cada categoria, de forma a perfazer as 22 variáveis mencionadas.

Dentro das cinco categorias, apenas a do endividamento apresenta um sinal esperado positivo, contrariamente às restantes quatro. No caso da liquidez, isto deve-se ao facto das empresas com maior liquidez terem, normalmente, uma menor taxa de falência. Quanto aos indicadores de cobertura, ligados à facilidade de a empresa gerir os custos relativos ao financiamento, apresentam igualmente sinal negativo pois, quanto maior a sua facilidade em cobrir custos, menos vulnerável esta ficará. Na categoria da atividade, é avaliada a qualidade da gestão de ativos e vendas por parte da empresa e então, mais uma vez, é esperado sinal negativo. Contudo, há a exceção do indicador "Contas a pagar/Volume de negócios" que tem um sinal esperado positivo derivado do facto de valores elevados deste rácio estarem ligados a uma pressão mais significativa no fluxo de caixa e assim, a uma maior chance de a empresa não cumprir as suas obrigações e poder falir. No que diz respeito aos rácios de rentabilidade, estes avaliam o desempenho da empresa a vários níveis e apresentam também, sinal esperado negativo, porque quanto maiores forem estes índices, menor é a hipótese de a empresa entrar em estado de falência. Por fim, relativamente à categoria do endividamento, contrariamente às restantes, é esperado um sinal positivo, devido a um maior uso de capital alheio conduzir a uma maior exposição e risco por parte da empresa. Dentro desta categoria, há apenas uma exceção no que toca ao sinal positivo, que é o rácio "Capital Próprio/Passivo Total", rácio esse que apresenta o sinal oposto pois quanto maior for o seu valor, menor será o uso de capital alheio e assim, menor será a possibilidade de a empresa falir.

3.2.2 Variáveis não financeiras

Tabela 2 - Variáveis não financeiras

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal esperado
Variáveis não financeiras	Idade	Mede o número absoluto de antiguidade da empresa.	-
	Dimensão	Expressa através do logaritmo valor do ativo.	-

Fonte: Elaboração própria (2025)

Quanto à primeira variável, a idade, esta possui um sinal esperado negativo pois uma maior antiguidade da empresa significa, por norma, uma maior estabilidade financeira e, assim, uma menor chance de a empresa falir (Altman et al., 2010).

No que toca à dimensão, o sinal esperado é igual ao anterior, porque, na teoria, quanto maior for a empresa, isto é, quanto maior for o ativo da entidade, menor será a probabilidade de falência.

3.2.3 Variáveis setoriais

Tabela 3 - Variáveis setoriais

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal esperado
Setor da atividade	Índice do volume de negócios líquido do setor	Analisa a variação nas receitas provenientes das vendas das empresas, levando em conta os preços correntes. O período de referência é o mês civil.	-
	Índice do volume de vendas do setor	Avalia a alteração nas receitas oriundas das vendas das empresas, considerando os preços constantes. O período de referência é o mês civil.	-
	Índice do número de funcionários do setor	Exprime o número funcionários na área, por cada ano de dados.	-

Fonte: Elaboração própria (2025)

Para tornar o modelo mais eficaz e trazer um agente diferenciador para a maior parte dos estudos passados, são englobadas três variáveis setoriais, que permitem aumentar a precisão dos modelos de previsão de falências, conforme explorado, por exemplo, pelo trabalho de Bruneau et al. (2012).

Os índices de volume de negócios e vendas são dois dos indicadores usados neste sentido e têm um papel crucial, permitindo analisar o crescimento do setor de atividade em estudo. Ao mesmo tempo, espera-se que estes tenham um sinal menor de que 0, pois, quanto maiores estes forem, menos dificuldades financeiras terá a empresa. No mesmo sentido, o indicador ligado ao número de funcionários apresenta sinal negativo, tal como a dimensão da empresa, porque um número mais elevado de novos funcionários indica uma maior estabilidade e um menor risco financeiro.

3.2.4 Variáveis macroeconómicas

Tabela 4 - Variáveis macroeconómicas

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal esperado
Macroeconómicas	Taxa de crescimento do PIB	Medida pelo ritmo de crescimento da economia, sendo adaptada consoante o índice de preços.	-
	Taxa de desemprego	Expressa pela parte da população ativa que se encontra desempregada.	+
	Taxa de juro nominal	É uma variável que depende da variação das obrigações de tesouro a 10 anos (long-term interest rates).	+
	Taxa de inflação	Mede o aumento do nível geral dos preços de uma economia.	+

Fonte: Elaboração própria (2025)

O englobamento de variáveis macroeconómicas oferece um grande incremento na capacidade preditiva dos modelos, servindo como um excelente complemento aos restantes tipos de variáveis utilizadas, conforme concluíram Duda & Schmidt (2010) e Bruneau et al. (2012).

À semelhança do que acontece com os índices de volume de negócios e vendas, nas variáveis setoriais, a taxa de crescimento do PIB exerce um efeito positivo na saúde financeira das empresas, dado que uma economia em crescimento oferece melhores condições ao setor em geral. Os restantes três indicadores desta secção, a taxa de desemprego, a taxa de inflação e a taxa de juro nominal apresentam sinal esperado negativo uma vez que o seu aumento, faz diminuir a probabilidade de falência.

3.3 Modelo de regressão logística

Este estudo utiliza o modelo *logit* como base para a estimação, não só por ser um modelo com ótimos resultados, mas também por superar muitas das desvantagens dos outros tipos de modelos de previsão. O uso da análise discriminante multivariada também seria válido, porém esta apresenta várias desvantagens como a necessidade das matrizes de variância e covariância serem iguais e a impossibilidade de ser usada em amostras desproporcionais. Com esta metodologia, pretende-se realizar a estimação da probabilidade de uma empresa estar em um de dois grupos possíveis, falidas ou não falidas, através do uso de diferentes variáveis explicativas.

Quanto à variável dependente, esta é binária, ficando com valor de 1 quando a empresa apresenta um elevado risco de falência e 0, quando esta se encontra saudável. Os parâmetros de estimação β , por sua vez, são dados pelo método da máxima verossimilhança.

Posto isto, a chance de uma empresa vir a falir (P) ou “Yfal”, como é tratada nos resultados, é obtida através da seguinte função logística:

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

Onde Z_i é obtido pela seguinte expressão:

$$Z_i = \beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} \dots + \beta_k x_{ki} + u_i$$

Em que,

- $P(Y_i = 1)$ significa a probabilidade de a empresa vir a falir;
- $\beta_1, \dots, \beta_k$ designam-se por parâmetros sujeitos a estimação;
- $x_2, \dots, x_k$ denominam-se por variáveis explicativas;
- u_i é a perturbação aleatória

Neste sentido, a equação final é,

$$P(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} \dots + \beta_k x_{ki} + u_i)}}$$

3.4 Amostra

A amostra desta investigação é constituída por empresas não consolidadas pertencentes ao setor do comércio a retalho, dos países da UE-27, exceto Malta e Luxemburgo, por falta de dados dos mesmos. A classificação de atividade económica (CAE) correspondente é a CAE 47, de acordo com a Direção-Geral das Atividades Económicas (n.d.) e com a plataforma *ORBIS*. Esta CAE encontra-se dividida em 9 subgrupos:

- Comércio a retalho em estabelecimentos não especializados (Grupo 471 da CAE)
- Comércio a retalho de produtos alimentares, bebidas e tabaco, em estabelecimentos especializados (Grupo 472 da CAE)
- Comércio a retalho de combustível para veículos a motor em estabelecimentos especializados (Grupo 473 da CAE)
- Comércio a retalho de equipamento das TIC, em estabelecimentos especializados (Grupo 474 da CAE)
- Comércio a retalho de outro equipamento para uso doméstico, em estabelecimentos especializados (Grupo 475 da CAE)
- Comércio a retalho de bens culturais e recreativos, em estabelecimentos especializados (Grupo 476 da CAE)
- Comércio a retalho de outros produtos, em estabelecimentos especializados (Grupo 477 da CAE)
- Comércio a retalho em bancas, feiras e unidades móveis de venda (Grupo 478 da CAE)
- Comércio a retalho não efetuado em estabelecimentos, bancas, feiras ou unidades móveis de venda (Grupo 479 da CAE)

Os dados das variáveis financeiras e não financeiras foram obtidos a partir da base de dados *ORBIS*, cobrindo o período de 2014 a 2023, o mais recente disponível. Os valores das variáveis macroeconómicas e relacionadas com o setor de atividade foram extraídos da base de dados *Eurostat*, numa base temporal de também 10 anos.

Para a variável dependente, são utilizados os conceitos disponibilizados pela base de dados *ORBIS*, que atribui o termo “*Active*” às empresas em atividade ou não falidas e “*Inactive*” para as entidades que iniciaram um processo de falência, isto é, falidas.

Para além disso, de modo a eliminar microempresas e empresas com ativos negativos, foi exigido que o número de empregados fosse, no mínimo, 10 e o ativo fosse, no mínimo, 0.

Inicialmente, a amostra era composta por 3427 empresas falidas e por 20462 empresas, não falidas, número esse que foi reduzido por meio do uso do programa de estimação *Eviews*, devido ao reduzido número de dados para os anos anteriores a 2022. Sendo assim, a amostra final usada na estimação engloba 8741 empresas tidas como ativas e 2973 empresas falidas, para os anos 2022 e 2023.

4. Resultados

Neste segmento, primeiramente, é exposta uma secção de estatísticas descritivas que pretende avaliar e estabelecer comparação entre algumas características, como a média, a mediana e o desvio-padrão, entre as empresas ativas e inativas. De seguida, são descritos os modelos estimados, começando no mais basilar, apenas com variáveis de cariz financeiro e finalizando com os modelos mais complexos, com a contemplação de todo o tipo de variáveis estudadas, sendo elas as financeiras, não financeiras, setoriais e macroeconómicas. Adicionalmente, ainda é apresentado um modelo alternativo, com algumas mudanças de variáveis relativamente ao anterior.

O programa econométrico de onde foram extraídos os modelos foi o *Eviews* e, ao mesmo tempo, é relevante referir que foi usado um *lag* de 1 ano para estimar todas as equações de seguida apresentadas, isto é, os resultados são relativos ao ano anterior à falência das entidades. A probabilidade de a empresa falir é definida por “Yfal”.

Na estimação, devido a alguma escassez de dados consistentes nos períodos anteriores e, de modo a obter resultados mais coerentes e robustos, foram apenas usados dados do período temporal de 2022 a 2023.

É de relevar que, nos testes estatísticos, se utilizou nível de significância de 5% em geral, sendo nos casos de interesse, utilizado o nível de 10%.

4.1 Estatísticas descritivas

Nesta secção pretende-se analisar e comparar, entre empresas falidas e não falidas, as estatísticas descritivas dos indicadores utilizados nos modelos, tanto os financeiros como não financeiros.

Teoricamente, nas categorias alvo de estudo, são esperados níveis de rentabilidade, cobertura e liquidez superiores nas empresas ativas, contrariamente ao endividamento, onde se prevê valores mais baixos nestas mesmas entidades. Quanto à variável da idade, especula-se que essa seja maior nas empresas saudáveis, sinónimo da maior capacidade de adaptação das mesmas.

Nas seguintes tabelas, sendo a primeira direcionada às empresas saudáveis e a segunda às falidas, é possível verificar que as médias, as medianas e até mesmo os valores máximos e mínimos para cada um dos grupos de empresas, apresenta características bastante distintas, o que nos permite analisar com mais clareza as premissas teóricas inicialmente descritas.

Relativamente ao indicador da idade, através da observação das médias e medianas,

constatamos que está de acordo com o inicialmente previsto pois as empresas saudáveis apresentam um valor médio de antiguidade francamente maior, de 27,76650, comparativamente ao das não saudáveis, que é de 19,20417. Quanto ao rácio de endividamento “Passivo Total/Capital Próprio”, este também se posiciona de forma correta com o especulado, tendo uma média bem mais baixa para o caso das empresas não falidas, pelo facto de estas terem menor necessidade de recorrer a financiamentos externos, tendo estas uma média situada nos 424,4413, em contraste com os 583,7373 das organizações inativas. A nível dos 3 rácios de rentabilidade, todos possuem médias e medianas bem mais elevadas nas empresas ativas, tal como esperado, com destaque para o rácio “Resultado Líquido do Período/Capital Próprio”, onde os valores médios se situam nos 16,90664, para as empresas saudáveis e nos -8,296997, para as empresas falidas, que realça a maior propensão para gerar lucros das primeiras. Na categoria da cobertura, o indicador “EBIT/Despesas com juros” também possui um valor médio mais alto para o primeiro grupo de empresas, fixando-se nos 1666467 e, sendo por isso, superior aos 1016399 das entidades que não se encontram saudáveis, validando a teoria. Por fim, na categoria de liquidez, representada pelo rácio “Passivo Corrente/Passivo Total”, o valor médio revela-se maior nas empresas que não se encontram ativas, o que contraria a teoria. Apesar disso, a mediana compreende um valor de 13112400 nas organizações saudáveis, valor esse que é bem maior aos 9419028 das entidades inativas, o que significa que 50% das empresas saudáveis registam valores mais elevados, que aliado ao facto de as empresas falidas apresentarem maior desvio-padrão e, por isso, maior dispersão de dados, pode explicar esta discrepância.

Tabela 5 - Estatísticas descritivas das empresas não falidas

	Idade	PT / CP	EBIT / VN	RLP / CP	RLP / AT	EBIT / DESJUROS	PC / PT
Mean	27.76650	424.4413	4.269903	16.90664	6.834337	1666467.	1.67E+08
Median	25.00000	107.5651	3.216937	11.97700	4.858000	1129.309	13112400
Maximum	203.0000	652972.0	100.0000	968.6420	98.00400	3.33E+09	1.66E+11
Minimum	1.000000	-78975.94	-185.0288	-919.0810	-97.95200	-1.04E+09	-17762400
Std. Dev.	16.42096	8121.618	8.692895	58.90269	12.42925	63497790	2.12E+09
Skewness	2.793937	63.22155	-3.356293	0.480689	0.342206	44.97266	58.90756
Kurtosis	16.89545	4878.300	104.9853	89.07700	13.51034	2302.958	4355.670
Observations	8741	8698	7324	7690	8018	5542	8627

Fonte: Eviews (2025)

Tabela 6 - Estatísticas descritivas das empresas falidas

	Idade	PT / CP	EBIT / VN	RLP / CP	RLP / AT	EBIT / DESJUROS	PC / PT
Mean	19.20417	583.7373	-4393.174	-8.296997	-3.955380	1016399.	81434550
Median	15.00000	114.0599	0.775095	11.95000	0.697500	109.3320	9419028.
Maximum	256.0000	175811.7	114.4143	966.6670	97.10500	1.54E+09	1.93E+10
Minimum	1.000000	-261909.2	-7300799.	-999.4140	-99.95200	-2.21E+08	100.0000
Std. Dev.	18.82780	9595.266	168898.8	137.0437	25.27893	40779896	5.42E+08
Skewness	3.195508	-4.169618	-42.52256	-1.863069	-0.819918	36.81378	25.89317
Kurtosis	21.89008	341.5081	1833.645	18.28437	5.619333	1398.737	817.2896
Observations	2973	2938	1902	1499	2022	1471	2743

Fonte: Eviews (2025)

É-nos assim possível concluir que, comparando individualmente as variáveis de cada um dos grupos de empresas, os indicadores das entidades que não se encontram ativas apresentam uma clara deterioração em relação às que se encontram saudáveis, aliados a uma idade inferior, o que corrobora com o expectável inicialmente.

4.2 Modelos estimados

Modelo com variáveis financeiras

O primeiro modelo, e mais simples, faz uso, exclusivamente, dos rácios económicos e financeiros, sendo esta a equação que serve de base para as restantes. A tabela seguinte representa esse mesmo modelo e os seus respetivos resultados:

Tabela 7 - Modelo com variáveis financeiras

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Termo independente	-1.815283	0.123551	-14.69258	0.0000
Resultado Líquido do Período / Capital Próprio	-0.001799	0.000587	-3.063279	0.0022
EBIT / Volume de Negócios	-0.010933	0.005090	-2.147970	0.0317
Passivo Total / Ativo Total	0.022489	0.001800	12.49699	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	-3.25E-10	1.18E-10	-2.761627	0.0058
McFadden R-squared	0.071005	Mean dependent var		0.367846
S.D. dependent var	0.482310	S.E. of regression		0.458171
Akaike info criterion	1.225950	Sum squared resid		556.4989
Schwarz criterion	1.237028	Log likelihood		-1623.062
Hannan-Quinn criter.	1.229959	Deviance		3246.123
Restr. deviance	3494.231	Restr. log likelihood		-1747.116
LR statistic	248.1078	Avg. log likelihood		-0.611092
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	1679	Total obs		2656
Obs with Dep=1	977			

Fonte: Eviews (2025)

Dos resultados, é de realçar que todas as variáveis apresentam o sinal esperado, e são estatisticamente significativas a 5%, tal como o modelo global, já que este apresenta uma “*Prob (LR statistic)*” nula.

A nível de hipóteses, esta equação inicial permite validar três categorias de variáveis da H1, as alíneas a), d) e e). Para o caso da categoria de rentabilidade (H1, alínea d)), um aumento dos seus indicadores conduz a uma menor chance de falência, e o mesmo acontece com a

categoria de liquidez (H1, alínea a)). Quanto à categoria de endividamento (H1, alínea e)), o que sucede é exatamente o oposto, ou seja, um aumento dos rácios ligados a esta categoria leva a uma maior chance de falência.

As variáveis das categorias da atividade e cobertura não foram englobadas pois, não se apresentaram estatisticamente significativas. No caso específico da categoria de atividade, além do mencionado anteriormente, as variáveis desta categoria não possuíram o sinal esperado correto. Assim sendo, as hipóteses relativas à atividade, H1, alínea c), e à cobertura, H1, alínea b), foram rejeitadas.

Modelo com variáveis financeiras e não financeiras

A tabela abaixo contempla o segundo modelo, ligeiramente mais complexo, com a inserção da variável não financeira da idade:

Tabela 8 - Modelo com variáveis financeiras e não financeiras

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Termo independente	-0.138378	0.166177	-0.832712	0.4050
Resultado Líquido do Período / Capital Próprio	-0.002033	0.000637	-3.190732	0.0014
EBIT / Volume de Negócios	-0.011166	0.005601	-1.993588	0.0462
Passivo Total / Ativo Total	0.015692	0.001913	8.201051	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	-1.54E-10	9.79E-11	-1.575302	0.1152
Idade	-0.060575	0.004247	-14.26229	0.0000
McFadden R-squared	0.144969	Mean dependent var	0.363533	
S.D. dependent var	0.481108	S.E. of regression	0.430504	
Akaike info criterion	1.125364	Sum squared resid	487.7982	
Schwarz criterion	1.138733	Log likelihood	-1478.355	
Hannan-Quinn criter.	1.130204	Deviance	2956.711	
Restr. deviance	3458.016	Restr. log likelihood	-1729.008	
LR statistic	501.3057	Avg. log likelihood	-0.560408	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	1679	Total obs	2638	
Obs with Dep=1	959			

Fonte: Eviews (2025)

De acordo com a tabela 8, a variável que define a antiguidade da empresa é também significativa para um nível de significância de 5% e teve um impacto bastante positivo, fazendo subir o coeficiente de determinação (*McFadden R-squared* ou *pseudo – R²*) para os 14,49%, mais do dobro do valor do modelo inicial, que se situa nos 7,1%, o que significa que este modelo explica 14,49% da chance de uma empresa vir a entrar em falência. O modelo global mantém-se, também, significativo.

Apesar do englobamento da variável não financeira da idade ter trazido maior precisão e consistência ao modelo, esta afetou a significância da variável de liquidez, a “Passivo Corrente/Passivo Total”, passando esta a ter um *p-value* de 0,1152. Como, através do teste unilateral, esta variável é significativa a 10%, foi mantida nesta equação.

Relativamente aos sinais esperados, todos os sinais correspondem ao previsto, tal como na primeira equação, com destaque para a variável de idade, que, ao ser negativo, apoia a premissa de que uma empresa mais experiente e coesa tem uma menor probabilidade de vir a falir, verificando, assim, a alínea a) da H2.

Neste caso, dentro das variáveis não financeiras, a dimensão não foi contemplada porque, apesar de ter o sinal correto, não se demonstrou estatisticamente significativa, rejeitando a H2, alínea b).

Modelo com variáveis financeiras, não financeiras, setoriais e macroeconómicas

Seguidamente, a tabela 9 ilustra o modelo mais complexo, que compreende todo o tipo de variáveis que foram alvo de estudo, acrescentando as variáveis ligadas ao setor de atividade e macroeconómicas às já contempladas, no primeiro e segundo modelos.

Tabela 9 - Modelo com variáveis financeiras, não financeiras, setoriais e macroeconómicas

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Termo independente	7.216634	1.385101	5.210185	0.0000
Resultado Líquido do Período / Capital Próprio	-0.001837	0.000722	-2.543013	0.0110
EBIT / Volume de Negócios	-0.012029	0.005788	-2.078424	0.0377
Passivo Total / Ativo Total	0.015400	0.001988	7.745974	0.0000
Passivo Corrente / Passivo Total	-1.57E-10	1.01E-10	-1.551435	0.1208
Idade	-0.060485	0.004485	-13.48580	0.0000
Taxa de Inflação	0.134491	0.026817	5.015103	0.0000
Taxa de Desemprego	0.022579	0.014392	1.568877	0.1167
Índice de Volume de Negócios Líquido do Setor	-0.078729	0.014616	-5.386666	0.0000
McFadden R-squared	0.149194	Mean dependent var	0.369807	
S.D. dependent var	0.482852	S.E. of regression	0.431210	
Akaike info criterion	1.128517	Sum squared resid	450.3513	
Schwarz criterion	1.149975	Log likelihood	-1362.712	
Hannan-Quinn criter.	1.136318	Deviance	2725.424	
Restr. deviance	3203.342	Restr. log likelihood	-1601.671	
LR statistic	477.9181	Avg. log likelihood	-0.560556	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	1532	Total obs	2431	
Obs with Dep=1	899			

Fonte: Eviews (2025)

Em comparação com o modelo anterior, o coeficiente de determinação (*pseudo* – R^2) teve um ligeiro aumento, situando-se nos 14,91%, aumentando, por isso, a capacidade preditiva do modelo. O modelo, como um todo, permanece estatisticamente significativo para o nível de significância estatística global do modelo. Ao mesmo tempo, todas as variáveis da equação, à semelhança do que se passou nos modelos anteriores, apresentam o sinal de acordo com o antecipado na parte teórica.

A nível das variáveis acrescentadas, estas são todas estatisticamente significativas a 5%, com exceção da taxa de desemprego, que, tal como o rácio de liquidez no segundo modelo e, agora, neste modelo também, é significativo a 10% no teste unilateral e, então, continua a ser considerado no modelo.

Estas variáveis, duas macroeconómicas, a taxa de inflação e de desemprego, e uma setorial, o índice de volume de negócios líquido do setor, verificam as alíneas b) e d) da H4 e a alínea a) da H3, respetivamente. Quanto às duas primeiras, o seu aumento contribui para um acréscimo na probabilidade de uma entidade vir a falir, contrariamente, à variável setorial, onde o crescimento do seu indicador conduz a uma redução da chance de falência.

Nesta equação, as variáveis macroeconómicas, como a taxa de juro nominal e a taxa de crescimento do PIB, não estiveram compreendidas uma vez que não se revelaram estatisticamente significativas, rejeitando as alíneas a) e c) da H3. O mesmo sucedeu com a variável setorial remanescente, o índice do número de novos funcionários do setor, que levou à não validação da alínea b) da H4.

Modelo alternativo

Este modelo adveio de uma pesquisa adicional que procurava alternativas, com algumas mudanças de variáveis e com igual ou maior eficácia, em relação ao modelo base sequencial desenvolvido nas secções anteriores. Simultaneamente, esta alternativa possibilitou a validação de uma hipótese adicional.

Posto isto, a tabela seguinte contém uma equação no mesmo raciocínio lógico da equação mais complexa do modelo primordial, com todo o tipo de variáveis:

Tabela 10 - Modelo alternativo com todas as categorias de variáveis

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
Termo independente	11.31589	1.745780	6.481853	0.0000
EBIT / Volume de Negócios	-0.042665	0.008560	-4.984286	0.0000
Resultado Líquido do Período / Ativo Total	-0.012860	0.004865	-2.643357	0.0082
EBIT / Despesas com juros	-2.74E-10	7.36E-10	-0.372581	0.7095
Idade	-0.062967	0.004720	-13.34105	0.0000
Dimensão	-0.095756	0.036063	-2.655227	0.0079
Taxa de Inflação	0.169616	0.031794	5.334862	0.0000
Taxa de Desemprego	0.048538	0.014939	3.248971	0.0012
Índice de Volume de Negócios Líquido do Setor	-0.095908	0.016886	-5.679822	0.0000
McFadden R-squared	0.184523	Mean dependent var	0.441882	
S.D. dependent var	0.496728	S.E. of regression	0.432823	
Akaike info criterion	1.127919	Sum squared resid	396.4025	
Schwarz criterion	1.151897	Log likelihood	-1189.414	
Hannan-Quinn criter.	1.136696	Deviance	2378.827	
Restr. deviance	2917.100	Restr. log likelihood	-1458.550	
LR statistic	538.2731	Avg. log likelihood	-0.559724	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	1186	Total obs	2125	
Obs with Dep=1	939			

Fonte: Eviews (2025)

Comparativamente ao modelo base, este modelo compreende uma variável de rentabilidade diferente, tendo sido substituído o indicador do “Resultado Líquido/Capital Próprio” pelo “Resultado Líquido/Ativo”, mantendo este o sinal esperado e sendo

estatisticamente significativo a 5%, o que nos permite reforçar a já verificada alínea d) da H1. Ainda nas variáveis financeiras, o rácio de liquidez e de endividamento foram trocados por um rácio de cobertura, o “*EBIT/Despesas com juros*”, que, apesar de apresentar o sinal correto, o negativo, não é estatisticamente significativo, rejeitando a alínea b) da H1. Este indicador manteve-se devido ao facto de ter contribuído para a capacidade explicativa das restantes variáveis e do modelo como um todo.

Passando para os restantes tipos de variáveis, no campo das não financeiras, foi acrescentada a dimensão, medida através do “*log (Ativo)*”, e esta, além de ter o sinal certo, isto é, quanto maior for a empresa, menor é a chance de a entidade ir à falência, também é significativa, validando a alínea b) da H2.

Quanto às variáveis setoriais e macroeconómicas, mantiveram-se iguais, alterando-se apenas a significância da taxa de desemprego, que se tornou significativa a 5%, em teste bilateral, contrariamente ao modelo anterior, onde só foi significativa em teste unilateral. Com isto, verificam-se as alíneas b) e d) da H4 e a alínea a) da H3.

Globalmente, esta equação apresenta uma maior capacidade de explicação da probabilidade de a empresa falir relativamente aos modelos passados, apresentando um coeficiente de determinação (*pseudo – R²*) de 18,4%, superior aos 14,91% da equação com maior complexidade dentro dos modelos anteriores.

De realçar que todas as referências a testes unilaterais indicam que, considerando um nível de significância de 10%, e de acordo com as expectativas teóricas, se exige que o sinal do coeficiente se mantenha constante (isto é, negativo para o rácio de liquidez e positivo, para o caso da taxa de desemprego), pelo que o espaço de valores possíveis para esse mesmo parâmetro altera-se, passando a ser apenas negativo (ou positivo, para a taxa de desemprego) ou nulo, excluindo-se assim a possibilidade deste ter sinal oposto.

Os modelos acima referidos demonstram a importância de as empresas terem em consideração todos os fatores capazes de afetar uma organização, aliando assim as variáveis regionais e relativas ao setor aos já usuais indicadores financeiros e não financeiros.

5. Conclusão

Nos últimos anos, cada vez mais desafios têm posto em causa a estabilidade e previsibilidade da economia europeia, tornando o fenómeno da falência mais comum. Nestes momentos mais críticos, são as empresas mais preparadas e protegidas que conseguem fazer face às diversidades e assim, atravessar com sucesso os períodos de crise e incerteza, tornando imperativo o uso de modelos de previsão de falência, que, ao permitirem antecipar quais as variáveis com maior poder explicativo, facilitam a antecipação e combate a estas mesmas dificuldades, sendo um precioso auxílio à gestão das entidades, evitando a perda de recursos, o desemprego e a eventual falência.

Esta dissertação teve como objetivo o desenvolvimento de um modelo de previsão de falências, devidamente adaptado às variantes do setor do comércio a retalho da União Europeia. O trabalho contou com os dados mais recentes disponíveis e incorporou as diferentes categorias de variáveis, as já habituais financeiras (divididas em cinco categorias, segundo Altman) e não financeiras, aliadas às setoriais e macroeconómicas, procurando perceber as mais relevantes e de que forma estas se influenciam. A inclusão destas variáveis possibilita, não só, o aumento da precisão do modelo, mas também, apurar as melhores estratégias para mitigar o risco de as empresas virem a falir.

O modelo de previsão escolhido foi o de regressão logística, em grande parte influenciado pelos estudos de Ohlson (1980), Altman et al. (2010) e Ballkoci & Gremi (2017). A linha de raciocínio usada nos modelos desenvolvidos baseou-se no acrescer gradual das diferentes categorias de variáveis, começando com uma equação apenas com variáveis financeiras e finalizando com uma equação global, possibilitando assim um modelo final mais sólido e consistente.

O processo de amostragem englobou entidades não consolidadas do setor do comércio a retalho (CAE 47), pertencentes aos países da UE-27, com exceção a Malta e Luxemburgo, derivado da sua ausência de dados, utilizando dados das plataformas *ORBIS* e *Eurostat*. De modo a obter maior consistência de dados, foram excluídas as microentidades e empresas com ativos negativos. Partindo da ideia de recolha de dados para os últimos 10 anos, os mais recentes, a amostra inicial era composta por 3427 empresas falidas e por 20462 entidades não falidas, para o período temporal de 2014 a 2023, tendo sido este raio temporal posteriormente ajustado aos anos de 2022 e 2023 devido, essencialmente, à inexistência de dados para as empresas falidas. Posto isto, a amostra final, usada na estimação, incluiu 8741 empresas tidas como ativas e 2973 empresas falidas.

A partir das análises descritivas, ao comparar separadamente os valores das empresas falidas com as não falidas para o período em estudo, concluiu-se que as empresas saudáveis apresentavam maior rentabilidade, liquidez e cobertura, derivado do facto de terem um maior potencial de gerar receitas e uma maior capacidade de corresponder às obrigações de curto prazo e menores valores de endividamento, pela menor dependência de terceiros, tendo ido estes resultados ao encontro do previsto, na teoria.

No que toca aos resultados, no primeiro modelo, foram usadas apenas as categorias de rentabilidade, com duas variáveis, de endividamento e liquidez, tendo estas duas últimas apenas uma variável presente. Com a inclusão da variável não financeira “idade”, no segundo modelo, foi registado um aumento substancial no poder explicativo do mesmo. Posteriormente, ao incorporar as variáveis de natureza setorial e macroeconómica, como o índice de volume de negócios líquido do setor e a taxa de inflação, o modelo ganhou ainda mais consistência e capacidade explicativa, tendo, por isso, um coeficiente de determinação ainda maior.

Seguidamente, foi ainda explorado um modelo alternativo, baseado numa combinação distinta de variáveis, que introduziu novos elementos, como um rácio de cobertura e a variável não financeira que traduz a dimensão das empresas. Este modelo revelou-se ainda mais eficaz do que os anteriormente testados, alcançando um coeficiente de ajustamento mais elevado e validando uma hipótese adicional, nomeadamente a relevância da dimensão enquanto indicador para a previsão de falências.

Estes resultados permitem validar que as variáveis financeiras, as mais basilares e comuns no campo da literatura, continuam a ser altamente relevantes, uma vez que valores elevados nos rácios de rentabilidade e liquidez aliados a um baixo endividamento, conduzem a uma maior robustez financeira e, assim, a uma menor possibilidade de falência. Apesar disso, a incorporação das restantes tipologias de variáveis tem um efeito positivo na capacidade explicativa dos modelos, aumentando a sua eficácia, tornando-os ferramentas ainda mais úteis para as empresas do setor.

Embora existam vários estudos na área das falências e a criação de metodologias não parem de aumentar, grande parte da investigação ainda se apoia nos dados mais tradicionais, os financeiros, não colocando tanto enfoque nas restantes categorias de indicadores, como é o caso dos setoriais e macroeconómicos. É precisamente nesse campo que este trabalho se diferenciou, incluindo todo o tipo de variáveis e estudando o seu poder explicativo, tanto individual como em conjunto. Paralelamente, preencheu uma lacuna nos estudos das

falências no setor do comércio a retalho, que permaneciam escassos.

Quanto às limitações deste trabalho, a principal prendeu-se com a restrição temporal que a natureza dos dados impôs que, por causa da sua intermitência em períodos mais distantes, inviabilizou o período de estudo inicialmente previsto (2014-2023). Adicionalmente, as variáveis da categoria da atividade apresentaram sinais contrários aos esperados, o que se poderá dever às especificidades do setor em análise. Por fim, a exclusão de algumas variáveis relevantes, como por exemplo, a taxa de crescimento do PIB, a taxa de juro nominal e o índice de número de novos funcionários do setor, por não serem estatisticamente significativas, constituiu igualmente uma limitação do modelo.

Para investigações futuras, recomenda-se o alargamento do raio temporal em análise, a inclusão de novas variáveis, como a localização, a produtividade ou o número anual de empresas criadas no setor, e a introdução de uma nova hipótese que, através de variáveis *dummy*, permita avaliar o impacto real da pandemia, comparando o período anterior e posterior à mesma. Seria igualmente pertinente adaptar os modelos a um contexto nacional ou até a outros setores de atividade e, ainda, aferir a capacidade preditiva dos modelos desenvolvidos para horizontes temporais superiores a um ano.

Em suma, esta dissertação contribui para a literatura no sentido em que conseguiu atingir resultados significativos e consistentes para o setor do comércio a retalho na União Europeia, fornecendo assim uma ferramenta interessante para as empresas se protegerem de futuros cenários de incerteza e, simultaneamente, enriquecendo os estudos ligados a este setor.

Referências bibliográficas

- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589–609. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (1983). WHY BUSINESSES FAIL. *Journal of Business Strategy*, 3(4), 15–21. <https://doi.org/10.1108/eb038985>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29–54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)
- Altman, E. I., & 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>
- Ballkoci, V., & Gremi, E. (2017). Logit Analysis for Predicting the Bankruptcy of Albanian Retail Firms. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies*, 5(3 S1), 137–143. <https://doi.org/10.5901/ajis.2016.v5n3s1p137>
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71–111. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2490171>
- Bhargava, M., Dubelaar, C., & Scott, T. (1998). Predicting bankruptcy in the retail sector: an examination of the validity of key measures of performance. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 5(2), 105–117. [https://doi.org/10.1016/S0969-6989\(97\)00029-5](https://doi.org/10.1016/S0969-6989(97)00029-5)
- 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>
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (2004). Predicting corporate failure: empirical evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), 465–497. <https://doi.org/10.1080/0963818042000216811>
- Decreto-Lei n.º 53/2004 - Artigo 3.º n.º1, Pub. L. No. Diário da República, I-A série, n.º 66 de 18/03/2004 (2004). <https://diariodarepublica.pt/dr/legislacao->

consolidada/decreto-lei/2004-34529075-56505004

- Comissão Europeia. (2022). *Impact of Covid-19 crisis on retail trade*. Eurostat. https://ec.europa.eu/eurostat/statistics-explained/index.php?title=Impact_of_Covid-19_crisis_on_retail_trade
- Comissão Europeia. (2023). *Insolvência/falência*. Tribunal de Justiça Europeu. <https://e-justice.europa.eu/447/PT/insolvencybankruptcy?init=true>
- Comissão Europeia. (2024). *Volume of retail trade down by 0.3% in the euro area and by 0.1% in the EU*. Eurostat. <https://ec.europa.eu/eurostat/web/products-euro-indicators/w/4-06082024-ap>
- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167–179. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2490225>
- Direção-Geral das Atividades Económicas. (n.d.). *Relatórios Setoriais Detalhados*. Retrieved December 6, 2024, from <https://www.dgae.gov.pt/estatisticas/relatorios-setoriais-detalhados.aspx>
- Duda, M., & Schmidt, H. (2010). *Bankruptcy Prediction: Static Logit Model versus Discrete Hazard Models Incorporating Macroeconomic Dependencies* [Lund University]. <https://lup.lub.lu.se/luur/download?func=downloadFile&recordOId=1614029&fileOId=1614031>
- Hendel, I. (1996). Competition Under Financial Distress. *The Journal of Industrial Economics*, 44(3), 309–324. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2950499>
- Kamaluddin, A., Ishak, N., & Mohammed, N. F. (2019). Financial distress prediction through cash flow ratios analysis. *International Journal of Financial Research*, 10(3), 63–76. <https://doi.org/10.5430/ijfr.v10n3p63>
- Kim, J., Kim, H., & Woods, D. (2011). Determinants of corporate cash-holding levels: An empirical examination of the restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, 30(3), 568–574. <https://doi.org/10.1016/j.ijhm.2010.10.004>
- Madrid-Guijarro, A., García-Pérez-de-Lema, D., & Auker, H. Van. (2011). An analysis of non-financial factors associated with financial distress. *Entrepreneurship and Regional Development*, 23, 159–186. <https://doi.org/10.1080/08985620903233911>
- Narvekar, A., & Guha, D. (2021). Bankruptcy prediction using machine learning and an

- application to the case of the COVID-19 recession. *Data Science in Finance and Economics*, 1(2), 180–195. <https://doi.org/10.3934/DSFE.2021010>
- Nunes, R. M. N. (2012). *Insolvência no sector cerâmico* [Instituto Politécnico de Santarém]. https://repositorio.ipsantarem.pt/bitstream/10400.15/747/1/RuiNunes_MestradoCF_2012.pdf
- Nurhayati, I., Endri, E., Suharti, T., Sundarta, I., & Rinda, R. T. (2022). The Accuracy of Financial Distress Prediction During the COVID-19 Pandemic on Health Sub Sector Companies. *WSEAS TRANSACTIONS on BUSINESS and ECONOMICS*, 19, 1463–1475. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.37394/23207.2022.19.132>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109–131. <https://doi.org/https://doi.org/10.2307/2490395>
- Platt, H. D., & Platt, M. (2008). Financial distress comparison across three global regions. *Journal of Risk and Financial Management*, 1(1), 129–162. <https://doi.org/10.3390/jrfm1010129>
- Santiago, S., Mora, A., & Buele, I. (2021). Ecuadorian Wholesale and Retail Trade Companies: Analysis of the Financial Situation and Bankruptcy Forecast Under Altman Z-score. *Academy of Accounting and Financial Studies Journal*, 25(1), 1–11. https://www.researchgate.net/publication/349899749_ECUADORIAN_WHOLESALE_AND_RETAIL_TRADE_COMPANIES_ANALYSIS_OF_THE_FINANCIAL_SITUATION_AND_BANKRUPTCY_FORECAST_UNDER_ALTMAN_Z-SCORE
- Silva, A. F. R. (2014). *Bankruptcy forecasting models civil construction* [Instituto Politécnico de Lisboa]. https://repositorio.iscte-iul.pt/bitstream/10071/10978/1/TESE_final_Junho.pdf
- 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/http://dx.doi.org/10.1080/17517575.2014.986214>
- Sung, T. K., Nam, N., & Lee, G. (1999). Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy Prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1), 63–85. <https://doi.org/10.1080/07421222.1999.11518234>

- 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>
- Zinn, J. O. (2019). The meaning of risk-taking – key concepts and dimensions. *Journal of Risk Research*, 22(1), 1–15. <https://doi.org/10.1080/13669877.2017.1351465>
- 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>

Anexos

Anexo 1 - Resumo das contribuições mais relevantes da literatura

Autores	Estudo	Trabalho desenvolvido	Variável dependente	Variáveis explicativas mais relevantes	Amostragem	Modelo de estimação
Altman (1968)	<i>Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy</i>	Criação de um modelo capaz de prever falências através do uso de vários rácios financeiros em simultâneo	Z-score, sendo este inferior a 1,81 em caso de baixo risco de falência e superior a 2,99, no caso oposto	Fundo de Maneio/Ativo Total; Lucros Retidos/Ativo Total; EBIT/Ativo Total; Valor de Mercado do Capital Próprio/Passivo Total; Vendas/Ativo Total	66 empresas norte-americanas, cotadas, 33 das quais falidas, no período de 1946 a 1965	Análise Discriminante Multivariada
Altman & Sabato (2007)	<i>Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the</i>	Elaboração de um modelo, especificamente para as PME's, dando enfoque a quais seriam os indicadores mais relevantes no contexto do crédito. Ao mesmo tempo, foi realizado confronto desse modelo com outro, genérico	É uma variável binária, que toma o valor de 1 no caso da previsão ser a falência, e de 0, no caso contrário	Contas a pagar/Volume de Negócios; Contas a receber/Passivo Total; Capital Próprio/Passivo Total; Ativos Intangíveis/Ativo Total, entre outras	2010 empresas dos Estados Unidos da América, onde 120 tinham declarado falência, de 1994 até 2002	Logit
Altman et al. (2010)	<i>The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management</i>	Conciliação de um modelo de regressão logística, ajustado às PME's, com informação de cariz não financeiro, ultrapassando as limitações do modelo de 2007, devidas ao <i>Compustat</i>	É uma variável binária, que toma o valor de 1 no caso da previsão ser a falência, e de 0, no caso contrário	Passivo Corrente/Capital Próprio; <i>CCJ number</i> ; <i>Subsidiary negative net worth</i> ; <i>CCJ real value</i> , entre outras	5749188 entidades ativas e 66833 empresas falidas, do Reino Unido, de 2000 a 2007	Logit
Ballkoci & Gremi (2017)	<i>Logit Analysis for Predicting the Bankruptcy of Albanian Retail Firms</i>	Utilização do método logit em empresas retalhistas oriundas da Albânia, usando várias distribuições financeiras incomuns, reforçando assim a robustez deste modelo nos mais variados setores	É uma variável binária, que toma o valor de 1 no caso da previsão ser a falência, e de 0, no caso contrário	22 indicadores financeiros, divididos em quatro grupos: liquidez, <i>acrnals</i> , estrutura de capital e rentabilidade	55 entidades ativas iniciais, albanesas, posteriormente reduzidas a 30 para fazer <i>matching</i> com as 30 empresas falidas obtidas, para três anos consecutivos: 2010, 2011 e 2012	Logit
Beaver (1966)	<i>Financial Ratios as Predictors of Failure</i>	Modelo pioneiro, que procurou aferir quais as variáveis financeiras com maior impacto na falência das empresas, investigando o impacto de cada rácio de forma separada e independente	Os próprios rácios financeiros, individualizados	30 rácios financeiros, divididos em categorias de rentabilidade, liquidez, <i>cash-flow</i> , endividamento e turnover, onde o rácio " <i>Cash Flow</i> / Passivo Total" foi o mais influente	158 empresas norte-americanas divididas em dois grupos de igual tamanho, ligadas a 38 setores industriais diferentes, de 1954 a 1964	Análise Univariada

Bruneau et al. (2012)	<i>Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility</i>	Análise do impacto das variáveis macroeconômicas e setoriais na previsão de falências, a partir das relações entre os ciclos econômicos e a fragilidade financeira das empresas	É uma variável binária, que toma o valor de 1 no caso da previsão ser a falência, e de 0, no caso contrário	Volume de Negócios/Ativo Total; <i>Liquid Assets/Financial Debt</i> ; Despesas com juros/(Despesas com juros+Volume de Negócios), entre outras	258890 empresas francesas, das quais 35875 empresas estavam em estado de falência, com o espaço temporal de 1990 a 2006	<i>Logit</i> multiperíodo
Duda & Schmidt (2010)	<i>Bankruptcy Prediction: Static Logit Model versus Discrete Hazard Models Incorporating Macroeconomic Dependencies</i>	Utilização do modelo de regressão logística em comparação com os <i>hazard models</i> , em momentos opostos dos ciclos econômicos, as recessões e as fases de crescimento, tentando explicar o impacto das variáveis macroeconômicas nos modelos de previsão de falências	É uma variável binária, que toma o valor de 1 no caso da previsão ser a falência, e de 0, no caso contrário	Caixa e Banco/Ativo Total; Log (<i>Price per share</i>), entre outras e algumas variáveis macroeconômicas como a variação das taxas de juro	102 empresas norte-americanas, do setor industrial, que declararam falência entre 2000 e 2009	<i>Hazard model e Logit</i>
Nurhayati et al. (2022)	<i>The Accuracy of Financial Distress Prediction During the COVID-19 Pandemic on Healthcare Sub-Sector Companies</i>	Comparação de precisão de três modelos de previsão de falência, Springate, Altman modificado, e Zmijewsk, durante a pandemia	Z-score para o modelo de Altman modificado, S-score para o modelo de Springate e X-score para o modelo de Zmijewsk	Fundo de Maneio/Ativo Total (Modelo de Altman); <i>EBIT</i> /Ativo Total (Modelo de Springate) e Passivo Total/Ativo Total (Modelo de Zmijewsk), entre outras	8 empresas do sub-setor da saúde, oriundas da Indonésia, de 2018 até 2021	Análise Discriminante Multivariada e <i>Probit</i>
Olhson (1980)	<i>Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy</i>	Aplicação de um modelo probabilístico, mais especificamente a regressão logística, para prever a falência das entidades	É uma variável binária, que toma o valor de 1 no caso da previsão ser a falência, e de 0, no caso contrário	<i>Size</i> ; Passivo Total/Ativo Total; Resultado Líquido/Ativo Total; Fundo de Maneio/Ativo Total; Passivo Corrente/Ativo Corrente, entre outras	105 empresas falidas e 2058 empresas não falidas, norte-americanas, de 1970 até 1976	<i>Logit</i>
Santiago et al. (2021)	<i>Ecuadorian Wholesale and Retail Trade companies: Analysis of the financial situation and bankruptcy forecast under Altman Z-Score</i>	Foi destacada a eficácia do primeiro modelo de Altman para o setor do comércio, mostrando a abrangência deste modelo para empresas para lá da área industrial e para países com dados muito específicos, como o Equador	Z-score, atualizado com base num modelo mais recente, sendo este inferior a 1,23 em caso de baixo risco de falência e superior a 2,90, no caso oposto	Fundo de Maneio/Ativo Total; Lucros Retidos/Ativo Total; <i>EBIT</i> /Ativo Total; Valor de Mercado do Capital Próprio/Passivo Total; Vendas/Ativo Total	102 entidades, que eram ou sociedades anônimas públicas ou limitadas, de Azuay, Equador. O período da amostra remete-se a apenas 2018	Análise Discriminante Multivariada

Anexo 2 - Resumo detalhado das variáveis utilizadas na investigação

VARIÁVEIS FINANCEIRAS								
Categoria	Sigla	Fórmula de cálculo	Definição	Sinal esperado	Sinal esperado global	Fonte de informação	UM	Estudo de Base
Liquidez	FMAT	Fundo de Maneio/Ativo Total	Exprime os níveis de tesouraria, com o objetivo de avaliar se a empresa tem capacidade para cumprir as suas obrigações, antecipando oportunidades e potenciais dificuldades.	-	-	ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	PCPT	Passivo Corrente/ Passivo Total		-		ORBIS	EURO	N/A
	CAT	Caixa/Ativo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	AIAT	Ativos Intangíveis/Ativo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	CVN	Caixa/Volume de negócios		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
Cobertura	EBITDADJ	$EBITDA / \text{Despesas com juros}$	Indica a capacidade de uma empresa para cumprir as suas obrigações financeiras de curto prazo.	-	-	ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	EBITDJ	$EBIT / \text{Despesas com juros}$		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	ACPC	Ativo Corrente/Passivo Corrente		-		ORBIS	EURO	Beaver (1966)
Atividade	ACVN	Ativo Corrente/Volume de negócios	Avalia a qualidade da gestão dos ativos e/ou vendas por parte da empresa.	-	-	ORBIS	EURO	Beaver (1966)
	VNAT	Volume de negócios/Ativo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	CRPT	Contas a receber/Passivo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	CPVN	Contas a pagar/Volume de Negócios		+		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
Rentabilidade	EBITDAAT	$EBITDA / \text{Ativo Total}$	Estabelece uma ligação entre o lucro que uma empresa obtém num determinado espaço temporal com o seu ativo, capital próprio ou volume de negócios.	-	-	ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	RTAT	Resultados Transitados/Ativo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	EBITVN	$EBIT / \text{Volume de Negócios}$		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	RLAT	Resultado Líquido/Ativo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	RLCP	Resultado Líquido/Capital Próprio		-		ORBIS	EURO	N/A
	RLVN	Resultado Líquido/Volume de negócios		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
Endividamento	PTAT	Passivo Total/Ativo Total	Analisa em que medida a empresa usa capital alheio para financiar as suas atividades, levando a inferir quanto ao grau de dependência de financiamento externo.	+	+	ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	PCCP	Passivo Corrente/Capital Próprio		+		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)
	PTCP	Passivo Total/Capital Próprio		+		ORBIS	EURO	N/A
	CPPT	Capital Próprio/Passivo Total		-		ORBIS	EURO	Altman & Sabato (2007)

VARIÁVEIS NÃO FINANCEIRAS							
Categoria	Sigla	Variáveis	Definição	Sinal esperado	Fonte de informação	UM	Estudo de Base
Não financeiras	ANT	Idade	Mede o número absoluto de antiguidade da empresa.	-	ORBIS	N/A	Altman et al., 2010
	TAM	Dimensão	Expressa através do valor do ativo.	-	ORBIS	EURO	N/A

VARIÁVEIS SETORIAIS

Categoria	Sigla	Variáveis	Definição	Sinal esperado	Fonte de informação	UM	Estudo de Base
Setor da atividade	VNPERC	Volume de negócios líquido do setor, em %	Analisa a variação nas receitas provenientes das vendas das empresas, levando em conta os preços correntes. O período de referência é o mês civil.	-	<i>Eurostat</i>	Percentagem	N/A
	VVENDASPERC	Volume de vendas do setor, em %	Avalia a alteração nas receitas oriundas das vendas das empresas, considerando os preços constantes. O período de referência é o mês civil.	-	<i>Eurostat</i>	Percentagem	N/A
	NFUNC	Número de funcionários do setor	Exprime o número de funcionários na área, por cada ano de dados.	-	<i>Eurostat</i>	N/A	N/A

VARIÁVEIS MACROECONÓMICAS

Categoria	Sigla	Variáveis	Definição	Sinal esperado	Fonte de informação	UM	Estudo de Base
Macroeconómicas	TXCRESCPIB	Taxa de crescimento do PIB	Medida pelo ritmo de crescimento da economia, sendo adaptada consoante o índice de preços.	-	<i>Eurostat</i>	Percentagem	N/A
	TXDES	Taxa de desemprego	Expressa pela parte da população ativa que se encontra desempregada.	+	<i>Eurostat</i>	Percentagem	N/A
	TXJURO	Taxa de juro nominal	É uma variável que depende da variação das obrigações de tesouro a 10 anos.	+	<i>Eurostat</i>	Percentagem	N/A
	TXINFL	Taxa de inflação	Mede o aumento do nível geral dos preços de uma economia.	+	<i>Eurostat</i>	Percentagem	N/A