

MESTRADO
FINANÇAS E FISCALIDADE

Modelos de previsão de falências nas empresas europeias de transportes e armazenagem

Juliana Sofia Rodrigues Meireles

M

2024



FACULDADE DE ECONOMIA

--	--

Modelos de previsão de falências nas empresas europeias de transportes e armazenagem

Juliana Sofia Rodrigues Meireles

Dissertação
Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por
Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins

2024

Agradecimentos

Ao meu orientador, Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins, agradeço por toda ajuda, apoio, ânimo e sabedoria transmitidos no decorrer deste projeto.

Aos meus pais e à minha irmã, sem eles nada disto seria possível, obrigada por me fazerem rir nos momentos mais difíceis. Sempre me motivaram, mesmo quando eu não acreditava que seria capaz.

Aos meus amigos, por me apoiarem incondicionalmente, estando sempre presentes para oferecer palavras de encorajamento nos momentos de maior dificuldade.

A todos os professores que me acompanharam e me forneceram conhecimentos ao longo deste percurso académico.

A todos, o meu sincero obrigado!

Resumo

Ao longo dos últimos anos, o número de empresas que faliram tem vindo a aumentar devido principalmente ao impacto que a crise pandémica da Covid-19 provocou nas economias de todo o mundo. Um dos setores afetados pela pandemia foi o setor dos transportes e armazenagem, um setor crucial e insubstituível que faz parte do tecido funcional da nossa sociedade.

Neste sentido, utilizam-se neste estudo modelos econométricos para estudar a falência das empresas no setor dos transportes e armazenagem para alguns países da UE-27.

O objetivo é compreender se a probabilidade de falência é influenciada por variáveis financeiras e não financeiras, variáveis macroeconómicas e pelo nível setorial de atividade.

A amostra de dados em painel utilizada é constituída por informação recolhida das bases de dados *ORBIS*, *Eurostat* e *Pordata*, para 7366 empresas, quer falidas quer ativas, durante o período de 2020 a 2023.

Os resultados dos modelos Logit evidenciam que as variáveis financeiras pertencentes à categoria da liquidez, cobertura, atividade e rendibilidade são importantes para explicar a falência empresarial. Ao nível das variáveis não financeiras, a antiguidade da empresa e o índice do volume de negócios do setor reduzem a probabilidade de falência. Ao nível macroeconómico, os aumentos da taxa de inflação aumentam o risco de insolvência das empresas. Por fim, os resultados evidenciam também que os rácios ligados à área da estratégia e inovação – custos de matérias-primas, volume de ativos intangíveis e de ativos fixos - são essenciais e melhoram significativamente a capacidade preditiva do modelo.

Em suma, a consideração de variáveis de diferente natureza fornece um modelo com informação mais adequada para prevenir atempadamente as falências empresariais e evitar a deterioração da situação económico-financeira das empresas através de decisões de gestão pertinentes.

Palavras-chave: Previsão de Falências, Setor dos Transportes e Armazenagem, UE-27, *Logit*, Pandemia.

Abstract

Over the last few years, the number of companies that have gone bankrupt has been increasing, mainly due to the impact and consequences that the Covid-19 pandemic crisis has had on economies around the world. One of the sectors affected by the pandemic has been the transport and storage sector, a crucial and irreplaceable sector that forms part of the functional tissue of our society.

In this regard, this study uses econometric models to study the bankruptcy of companies in the transport and storage sector for some EU-27 countries.

The aim is to understand whether financial and non-financial variables, macroeconomic variables, and the sectoral level of activity influence the probability of bankruptcy.

The panel data sample used consists of information collected from the ORBIS, Eurostat and Pordata databases, for 7366 bankrupt and active companies from 2020 to 2023.

The results of the Logit models show that the financial variables belonging to the liquidity, coverage, activity and profitability categories are essential in explaining corporate bankruptcy. Regarding non-financial variables, the company's age and the sector's turnover index reduce the probability of bankruptcy. At the macroeconomic level, increases in the inflation rate increase the risk of corporate insolvency. Finally, the results also show that the ratios linked to strategy and innovation - costs of raw materials and volume of intangible and fixed assets - are essential and significantly improve the model's predictive capacity.

To sum up, considering variables of different natures provides a model with more appropriate information to prevent corporate bankruptcies in good time and avoid the deterioration of companies' economic and financial situation through relevant management decisions.

Keywords: Bankruptcy Prediction; Transport and Storage Sector; EU-27; *Logit*; Pandemic.

Índice

1.	Introdução	1
2.	Revisão de Literatura.....	3
2.1.	A falência	3
2.2.	Modelos de Previsão de Falência	5
2.2.1.	Análise univariada.....	5
2.2.2.	Análise discriminante múltipla	6
2.2.4.	Outros modelos de previsão de falências	12
2.3.	Setor dos transportes e armazenagem e a previsão de falência	13
2.4.	Objetivos e hipóteses de investigação	14
3.	Dados e Metodologia.....	16
3.1.	Constituição da Amostra.....	16
3.2.	Apresentação das Variáveis.....	19
3.3.	Modelo Logit.....	23
4.	Resultados.....	25
4.1.	Estatísticas descritivas.....	25
4.2.	Modelos Logit estimados	28
5.	Conclusão	37
	Bibliografia.....	40
	Anexo	44

Índice de Tabelas

Tabela 1: Resultados obtidos dos modelos de Ohlson (1980)	10
Tabela 2: Empresas por estado de falência	17
Tabela 3: Empresas falidas e ativas por país nos Transportes terrestres e transportes por oleodutos ou gasodutos e Armazenagem e atividades auxiliares dos transportes.....	17
Tabela 4: Variáveis financeiras	20
Tabela 5: Variáveis não financeiras	22
Tabela 6: Variável do nível de atividade do setor.....	22
Tabela 7: Variáveis macroeconómicas	23
Tabela 8: Estatísticas descritivas: consequências da pandemia	25
Tabela 9: Estatísticas descritivas de comparação entre empresas falidas e ativas	26
Tabela 10: Variáveis financeiras selecionadas para estimação	28
Tabela 11: Resultados do modelo com variáveis financeiras	29
Tabela 12: Resultados do modelo com variáveis financeiras e não financeiras	30
Tabela 13: Resultados do modelo com variáveis financeiras, não financeiras e relacionadas com o setor.....	31
Tabela 14: Resultados do modelo com variáveis financeiras, não financeiras, relacionadas com o setor e variáveis macroeconómicas.....	32
Tabela 15: Variáveis de estratégia e inovação	34
Tabela 16: Resultados do modelo com variáveis de estratégia e inovação	35

Lista de Abreviaturas

AIC – Akaike *information criterion*

BIC – Schwarz *criterion*

CAE – Classificação de Atividade Económica

CIRE – Código de Insolvência e Recuperação de Empresas

CMVMC – Custo das Mercadorias Vendidas e das Matérias Consumidas

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)

EUA – Estados Unidos da América

HQC – *Hannan-Quinn criterion*

INE – Instituto Nacional de Estatística

MDA – *Multiple Discriminant Analysis* (Análise Discriminante Multivariada)

PIB – Produto Interno Bruto

PMEs – Pequenas e Médias Empresas

RNAs – Redes Neurais Artificiais

UE – União Europeia

1. Introdução

O modelo de previsão de falências tem como objetivo prevenir a falência das empresas adotando medidas que minimizem essa ocorrência, tornando-se fundamentais para a gestão de riscos de qualquer empresa. Ao longo dos anos, a literatura existente desenvolveu vários modelos de previsão de falências, no entanto, o modelo - pioneiro - de Altman foi considerado, por alguns autores, como o mais consistente e mais utilizado para a determinação da probabilidade de uma empresa falir.

Este estudo visa elaborar um modelo de previsão de falências para o setor dos transportes e armazenagem para alguns países da UE-27, com o propósito de implementar estratégias e medidas que possam efetivamente reduzir a probabilidade de falência das empresas nesta indústria.

O setor dos transportes e armazenagem foi uma das indústrias afetadas pela pandemia que para além de gerar consequências graves tal como o aumento da taxa de desemprego, a queda acentuada do PIB, a escassez de recursos, a diminuição do capital investido, provocou a falência de inúmeras empresas neste setor. Em Portugal, por exemplo, através do INE, verificamos que em 2020 houve um impacto negativo em todos os modos de transporte. Assim, compreendemos que a pandemia condicionou fortemente a mobilidade humana, impondo restrições e modificações significativas aos padrões de deslocamento.

A crise pandémica desencadeou profundas implicações políticas e económicas em toda a economia europeia. Embora a crise de 2008 tenha impactado principalmente o setor financeiro, a pandemia da Covid-19 foi global, afetando todas as atividades comerciais e industriais. Desta forma, a sociedade e os negócios têm enfrentado diversos obstáculos, o que resultou, por vezes, na falência de empresas.

No contexto pós pandemia, com o agravamento da inflação e com o aparecimento da guerra da Ucrânia, o panorama tornou-se progressivamente mais grave e desafiador. Assim, é importante aprofundar o conceito de falência e utilizar as ferramentas capazes de antecipar e prever as dificuldades financeiras que as organizações possam enfrentar no futuro. Isso possibilita uma gestão mais proativa, auxiliando na tomada de decisões estratégicas para garantir a resiliência dos negócios perante os desafios económicos imprevisíveis.

O interesse na indústria dos transportes e armazenagem deve-se ao facto deste setor desempenhar um papel único ao possibilitar o transporte de bens e pessoas entre diferentes

países. Deste modo, este setor torna-se crucial para o nosso quotidiano e para o bom funcionamento global das operações e da sociedade como um todo.

Como contributos para esta investigação, pretendemos estudar o setor dos transportes e armazenagem, uma das indústrias com maior relevância na economia mundial, os modelos de previsão de falência, nomeadamente o modelo *logit* e a inserção de variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e relacionadas com o setor de atividade de modo a analisar a combinação linear das variáveis com maior poder preditivo. O “mix” de variáveis aqui definido é o elemento diferenciador desta dissertação dentro da problemática da falência empresarial.

Relativamente à estrutura do presente estudo, este encontra-se organizado em cinco capítulos, sendo o capítulo 1 aquele que diz respeito à introdução. No capítulo 2 realizar-se-á uma breve revisão de literatura no que toca à previsão de falências assim como são definidos os objetivos e as hipóteses de investigação. No capítulo seguinte, irá ser abordada a constituição da amostra, a definição da variável dependente e de todas as variáveis explicativas e a metodologia utilizada. Já no capítulo 4 serão descritos os resultados obtidos das estimações dos modelos empíricos. No capítulo 5 serão apresentadas as conclusões, as limitações e as perspetivas de investigação futuras.

2. Revisão de Literatura

Neste capítulo começamos por apresentar o conceito de falência. De seguida e, uma vez que os modelos de previsão de falência têm sido estudados há várias décadas nos meios académicos, iremos proceder a um breve resumo dos principais estudos nessa área. Por fim, são definidos os objetivos e as hipóteses de investigação.

2.1. A falência

A dinâmica complexa do ambiente empresarial é permeada por diversos desafios que frequentemente levam as organizações à falência. Na vasta literatura que aborda o modelo de previsão de falências, compreendemos que a definição do conceito de falência não é consensual. Por vezes, confunde-se o termo “falência” com “insolvência” que apesar de próximos, apresentam um significado económico e jurídico diferente.

De acordo com o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE), aprovado pelo Decreto-Lei nº 53/2004, designadamente o número 1 e 2 do 3º. artigo, a situação de insolvência é referida como “o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas” e “as pessoas coletivas e os patrimónios autónomos por cujas dívidas nenhuma pessoa singular responda pessoal e ilimitadamente, por forma direta ou indireta, são também considerados insolventes quando o seu passivo seja manifestamente superior ao ativo, avaliados segundo as normas contabilísticas aplicáveis”. Dito de outra forma, a insolvência é um estado em que a empresa não consegue cumprir com as suas obrigações, habitualmente os seus pagamentos, mas não só, tratando-se de uma situação que pode ser reversível. Contrariamente, a falência é um estado em que o devedor é responsável por mais dívidas do que a quantidade de bens que possui, caracterizando-se por ser uma situação irreversível.

A ausência de uma definição única para o conceito de “falência” leva a que os autores sejam influenciados por diversos significados. Beaver (1966), por exemplo, adotou como definição de falência a falta de capacidade de uma empresa pagar as suas obrigações financeiras no longo prazo. Por outro lado, enquanto Altman (1968), Deakin (1972) e Zavgren (1985) adotaram a falência jurídica, Ohlson (1980) adotou a definição puramente legalista, ou seja, as empresas que tenham sido declaradas insolventes.

Com base nos modelos de previsão de falência, percebemos que a principal questão é antecipar a situação de dificuldade financeira e, assim, estabelecer um plano que possa minimizar ao máximo os custos, tomando uma reorganização da empresa e evitando a sua liquidação (Hirshfield, 1998).

Segundo Silva, A. (2014), existem duas formas para antevermos o estado de falência. A primeira sugere que sempre que uma instituição possuir dificuldades financeiras deve optar por um acordo extrajudicial. Apesar de ser a solução mais econômica, esse acordo implica unanimidade entre os credores e a intenção de garantir a continuidade dos negócios. Se essa alternativa for alcançada com sucesso, a sobrevivência da empresa estará garantida. Caso contrário, a empresa terá de recorrer a uma solução judicial, isto é, a um processo de insolvência onde existem dois possíveis cenários: sem declaração de insolvência ou com declaração de insolvência. No primeiro caso, é possível recorrer ao PER, ou seja, um processo especial de revitalização, que pode ou não ser bem-sucedido, sendo que no caso do insucesso, a empresa ou continuará com dificuldades financeiras ou entrará em falência. No caso do cenário com declaração de insolvência existem apenas duas hipóteses: ou a empresa se reorganiza ou tem de recorrer a uma liquidação final.

Mais relevante do que o conceito são os elementos que desencadeiam a falência das empresas que, segundo Antão, Peres e Marques (2018) podem resultar da combinação de diferentes fatores micro e macroeconômicos. Na elaboração desses fatores, os autores basearam-se nos estudos de Bardos (1995) e Lendrevie, Lindon, Laufer e Mercator (1979), que identificaram quatro causas primordiais: os problemas de gestão, de tesouraria, de redução de atividade e de rentabilidade. Os problemas de gestão decorrem da incapacidade dos líderes, das más opções estratégicas, do sistema de informação inadequado ou da ausência súbita de um líder centralizador. No que diz respeito às insuficiências de tesouraria, estas associam-se a deficiências na estrutura de financiamento. A redução da atividade manifesta-se na presença de setores em declínio, crises em mercados de exportação, concentração de negócio, número reduzido de clientes ou através de um volume de investimento insuficiente. Por fim, a redução da rentabilidade pode surgir das causas apontadas ou da rigidez dos preços de venda como também pode resultar da fase avançada do ciclo de vida do produto ou mercado ou ainda da entrada de novos concorrentes mais competitivos.

2.2. Modelos de Previsão de Falência

As técnicas estatísticas utilizadas na literatura sobre os modelos de previsão de falência são diversas e têm sido objeto de atenção por parte dos investigadores. Assim, nesta secção irá ser explicada a evolução dos modelos de previsão de falência e das metodologias que consideramos mais importantes para o presente estudo.

2.2.1. Análise univariada

W. H. Beaver (1966) foi o primeiro autor a introduzir a análise univariada de rácios no estudo do modelo de previsão de falências, analisando individualmente diversos indicadores financeiros.

O autor baseou-se numa amostra composta por 158 empresas localizadas nos EUA, das quais 79 são empresas falidas entre 1954 e 1964 e 79 são empresas saudáveis. Para o processo de seleção das empresas, foi utilizado um “*matched sample*”, ou seja, para cada empresa insolvente da amostra, foi selecionada uma empresa não insolvente do mesmo setor e dimensão dos ativos de cada empresa.

Para esta amostra, foram testados cerca de 30 rácios financeiros agrupados em seis grupos: os rácios de rentabilidade, *cash-flow*, dívida, *turnover* e de liquidez (ativo e passivo). No entanto, selecionou-se apenas um rácio de cada grupo, uma vez que foram os únicos que apresentaram resultados estatisticamente significativos. Adicionalmente, o autor elaborou para cada rácio três tipos de análises: a comparação de valores médios, os testes de “*dichotomous classification*” e a análise de “*likelihood ratios*”. O rácio que mais contribuiu foi o rácio de “Cash-Flow/Passivo Total”, pois foi o rácio que apresentou maior capacidade preditiva.

No que diz respeito aos resultados, W. H. Beaver obteve uma classificação correta de 87% (ou seja, 13% de erro) das empresas, para um ano antes da falência e 78% (ou seja, 22% de erro) das empresas, para cinco anos antes da falência. Verificou-se também que os rácios das empresas saudáveis se mantêm relativamente estáveis ao passo que os das empresas falidas se vão deteriorando à medida que se aproxima a data da falência.

Embora a técnica da análise univariada seja facilmente aplicável, ela está também sujeita a possíveis erros de interpretação, uma vez que a análise de cada rácio é efetuada individualmente, impedindo assim o estudo do desenvolvimento da relação entre os rácios.

2.2.2. Análise discriminante múltipla

Ao longo da literatura e, em resposta às críticas apontadas, após 2 anos do estudo de Beaver, E. I. Altman (1968) propôs uma metodologia alternativa, o modelo Z-Score fazendo uso da análise discriminante multivariada (MDA). Ao contrário de Beaver, esta análise consegue combinar vários indicadores, colmatando, desta forma, a limitação dos modelos univariados.

De acordo com Altman, a MDA consiste numa técnica estatística que é utilizada para classificar qualquer observação em um ou mais grupos à priori dependendo das características individuais da observação. É utilizada principalmente para classificar e/ ou fazer previsões onde a variável dependente aparece na forma qualitativa como, por exemplo, é o caso de falida ou não falida.

Neste estudo, a amostra é constituída por 66 empresas industriais dos EUA, com 33 empresas falidas entre 1946 e 1965 e 33 empresas saudáveis. Inicialmente, Altman analisou 22 rácios financeiros, mas aqueles que apresentavam melhores resultados para a composição do modelo e, que, portanto, explicam melhor a falência das empresas, estão organizados em 5 categorias: o rácio da solvabilidade, liquidez, rendibilidade, atividade e o endividamento.

A função discriminante, Z-Score, composta por 5 variáveis discriminantes representa não só a melhor combinação linear de rácios financeiros para discriminar os elementos pertencentes a diferentes grupos como também é aquela que permite minimizar os erros de uma incorreta classificação. Assim, esta apresenta-se da seguinte forma:

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

Onde,

X_1 = Fundo de maneio / Ativo Total;

X_2 = Resultados Transitados / Ativo Total;

X_3 = EBIT / Ativo Total;

X_4 = Valor de mercado dos capitais próprios / Passivo Total;

X_5 = Vendas / Ativo Total.

O investigador indicou três grupos de classificação, onde o valor Z apresenta limites inferiores e superiores. Deste modo, se o valor Z for inferior a 1,81, então a empresa está com elevada probabilidade de falência e, se Z for superior a 2,99 a empresa apresenta níveis baixos de probabilidade de falência, indicando que a empresa se encontra com boa "saúde" financeira. Caso o valor Z se encontre entre estes dois limites, a empresa não tem uma tendência bem definida, ou seja, existe incerteza da probabilidade de falência, é a chamada “zona cinzenta”.

Os resultados deste estudo revelaram-se mais significativos do que a análise univariada, classificando corretamente 94% as empresas falidas, para 1 ano antes da falência, e 97% para as empresas saudáveis. Ou seja, a taxa de sucesso global é de 95%. O indicador de rendibilidade (X3) foi o que contribuiu mais para o sucesso do modelo, pois a exposição de uma empresa à falência que renda é quase nula. Por fim, o autor refere que o modelo de previsão de falência é uma previsão exata do insucesso até 2 anos antes de falência.

No seguimento dos trabalhos de Beaver (1966) e Altman (1968), Deakin (1972) utiliza os mesmos indicadores que Beaver e apresenta uma abordagem alternativa para a previsão das falências empresariais. O autor critica Altman pela diminuição na capacidade de previsão em períodos mais distantes e destaca que a falência de empresas aumenta de forma exponencial a partir do terceiro e quarto ano anteriores ao evento, devido a um aumento na dívida e nas ações. Deakin (1972) baseou-se em 32 empresas industriais, falidas e não falidas do mesmo setor e dimensão de ativos, no período de 1964 a 1970. O modelo alcançou taxas de sucesso de 97%, 95%, 95%, 80% e 83% para prever a falência com 1, 2, 3, 4 e 5 anos de antecedência, respetivamente.

Ainda assim, após 9 anos, com o objetivo de melhorar a capacidade explicativa do seu modelo de previsão de falências, Edward I. Altman, Haldeman, and Narayanan (1977) desenvolveram um novo modelo designado por ZETA. A amostra envolveu 53 empresas falidas e 58 empresas não falidas do ramo retalhista e da indústria transformadora entre 1969 e 1975. Utilizando sete variáveis discriminantes (liquidez, cobertura dos custos financeiros, rentabilidade do ativo, estabilidade da rentabilidade do ativo, dimensão, capitalização e rentabilidade acumulada), os autores concluíram que o modelo parece ser bastante preciso, com uma classificação de mais de 90% da amostra um ano antes e uma

precisão de 70% até cinco anos antes da data de falência. Observaram também que a percentagem de sucesso era superior ao modelo Z-Score.

2.2.3. Modelo Logit e Probit

Alguns investigadores constataram que apesar da análise discriminante apresentar uma boa capacidade de previsão, também possuía diversas falhas relacionadas com a distribuição das variáveis, dispersão de matriz de covariâncias, cálculo individual da significância de cada variável e erros na classificação. Estes aspetos negativos podiam distorcer os resultados dos testes de significância e conduzir a problemas de heterocedasticidade, o que levou diversos autores a questionar este método por apresentar algumas limitações (Eisenbeis, 1977; Lennox, 1999; Sung et al., 1999; Kim, S. Y., 2011).

Devido aos problemas enumerados acima relacionados com a análise MDA, Ohlson (1980) aplica pela primeira vez o modelo condicional *logit*, possibilitando o uso de amostras desproporcionais e a não violação dos pressupostos da análise. O modelo *logit* é um dos métodos mais frequentes para classificar/separar as empresas falidas das não falidas (Kovacova c/ al., 2016).

No estudo de Ohlson (1980), este estimou três modelos *logit* com dados *cross section* e utilizou uma amostra representativa final de 105 empresas falidas e 2058 empresas saudáveis, com dados relativos ao período de 1970 a 1976. O modelo é definido pela seguinte expressão:

$$l(\beta) \equiv \sum_{i \in S_1} \log P(\mathbf{X}_i, \beta) + \sum_{i \in S_2} \log(1 - P(\mathbf{X}_i, \beta))$$

Onde,

- $\mathbf{X}_i$ representa o vetor das variáveis independentes (preditores);
- β representa o vetor dos coeficientes a calcular;
- $P(\mathbf{X}_i, \beta)$ representa a probabilidade de falência dado qualquer $\mathbf{X}_i$ e β , e $0 \leq P \leq 1$;
- S_1, S_2 representam, respetivamente o grupo de empresas falidas e o grupo de empresas não falidas.

Assim, a função log-verossimilhança $l(\beta)$ é utilizada para estimar os coeficientes de β , de tal forma que a probabilidade seja maximizada: $\max_{\beta} l(\beta)$

Este modelo utiliza nove variáveis explicativas e duas variáveis binárias que se mostraram estatisticamente significativas:

1. $SIZE = \log (\text{Ativo Total} / \text{Índice de preços GNP})$;
2. $TLTA = \text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}$;
3. $WCTA = \text{Fundo de maneo} / \text{Ativo Total}$;
4. $CLCA = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Corrente}$;
5. $OENEG = \text{Variável } dummy \text{ que assume o valor 1 se o passivo total exceder o ativo total e 0 no caso contrário}$;
6. $NITA = \text{Resultado líquido} / \text{Ativo Total}$;
7. $FUTL = \text{Fluxo de caixa operacional} / \text{Passivo Total}$;
8. $INTWO = \text{Variável } dummy \text{ que assume o valor 1 se o resultado líquido for negativo nos últimos dois anos e 0 no caso contrário}$;
9. $CHIN = (\text{Resultado líquido}_t - \text{Resultado líquido}_{t-1}) / (|\text{Resultado líquido}_t| + |\text{Resultado líquido}_{t-1}|)$, onde t corresponde ao período mais recente.

Neste artigo, para a estimação dos coeficientes, o autor estuda então o modelo 1 que prevê a falência no prazo de 1 ano, o modelo 2 no prazo de 2 anos e o modelo 3 no prazo de 1 ou 2 anos. Os resultados, conforme apresenta a tabela seguinte, demonstraram que o melhor modelo é o 1, dado que conseguiu classificar, com um ano de antecedência, 96,12% dos casos de falência, sendo que, nos outros dois modelos, as taxas de sucesso foram um pouco mais baixas (95,55% para o modelo 2 e 92,84% para o modelo 3). Para além disso, o autor conclui que existem quatro conjuntos de fatores significativos que afetam a probabilidade de falência de uma empresa: a dimensão, a estrutura financeira, a liquidez e algumas medidas de desempenho.

Tabela 1: Resultados obtidos dos modelos de Ohlson (1980)

	Variable									
	SIZE	TLTA	WCTA	CLCA	NITA	FUTL	INTWO	OENEG	CHIN	CONST
Model 1										
Estimates	-.407	6.03	-1.43	.0757	-2.37	-1.83	0.285	-1.72	-.521	-1.32
t-statistics	-3.78	6.61	-1.89	.761	-1.85	-2.36	.812	-2.450	-2.21	-.970
Model 2										
Estimates	-.519	4.76	-1.71	-.297	-2.74	-2.18	-.780	-1.98	.4218	1.84
t-statistics	-5.34	5.46	-1.78	-.733	-1.80	-2.73	-1.92	-2.42	2.10	1.38
Model 3										
Estimates	-.478	5.29	-.990	0.062	-4.62	-2.25	-.521	-1.91	.212	1.13
t-statistics	-6.23	7.72	-1.74	.738	-3.60	-3.42	-1.73	-3.11	1.30	1.15

	Likelihood Ratio Index	Percent Correctly Predicted
Model 1	0.8388	96.12
Model 2	0.7970	95.55
Model 3	0.719	92.84

Fonte: Ohlson (1980)

Por fim, a análise de Ohlson (1980) foi considerada inferior à análise de Altman. No entanto, o autor refere que o poder da previsão do modelo depende de quando é obtida a informação financeira da empresa, em relação à data de falência e, que a inclusão de outras variáveis melhoraria significativamente o modelo.

Após o trabalho de Ohlson, foram vários os autores que utilizaram o modelo *logit* como previsão de falência, nomeadamente, Zavgren (1985), Charitou et al. (2004), Altman e Sabato (2007), Succurro (2017), Abdullah et al. (2019), (Bogdan et al., 2021), entre outros. Apesar das diferenças teóricas entre os modelos, os estudos mostraram que os resultados empíricos são similares.

Zavgren (1985) começa por criticar o modelo de Ohlson (1980), pelo facto de não haver uma amostra emparelhada na constituição da sua amostra e uma fraca fundamentação teórica na definição do modelo. Assim, o autor desenvolveu e testou um modelo capaz de identificar os sinais e estimar a probabilidade de falência cinco anos antes da sua ocorrência. A metodologia utilizada foi o modelo *logit*. A amostra incluiu 45 empresas falidas e 45 não falidas com o setor e dimensão similares pertencentes à Bolsa de Valores de Nova Iorque e ao mercado *over-the-counter* (OTC) para o período de 1972 a 1978. De seguida, o autor recorreu a uma segunda amostra de menor dimensão que compilava 16 empresas falidas e 16 empresas saudáveis, a fim de avaliar a adequação do modelo. As

variáveis consideradas envolvem essencialmente rácios de liquidez, de investimento e financeiros.

Em conclusão, Zavgren (1985) refere que a relevância da medida de liquidez é mais pronunciada em anos anteriores, sendo que o seu sinal negativo indica que empresas em situação de falência priorizam a liquidez em detrimento de oportunidades de investimento. Por outro lado, os rácios de eficiência demonstram um poder discriminatório mais expressivo no longo prazo, enquanto os rácios de rentabilidade carecem de poder discriminatório suficiente para distinguir as empresas falidas de não falidas. Quanto ao rácio de endividamento de longo prazo sobre o capital investido, este apresentou-se significativo em todos os anos, destacando que o uso da dívida é uma das medidas mais confiáveis para avaliar uma empresa.

Mais tarde, Altman e Sabato (2007) adotaram o modelo *logit* para a previsão de falência das PME's dos EUA. O autor identificou alguns rácios como sendo os mais importantes para determinar a capacidade de crédito de uma empresa e estes dividem-se em cinco categorias: liquidez, rentabilidade, endividamento, cobertura e atividade. Porém, este artigo revela uma limitação relativamente à base de dados que utilizaram (Compustat), dado que como esta não continha informações qualitativas referentes às empresas em análise, só foi possível utilizar os dados financeiros.

No seguimento do problema encontrado e, com o objetivo de ultrapassá-lo, os autores optaram por elaborar um novo modelo baseado em variáveis não financeiras. Nesse contexto, verificou-se que a capacidade de previsão do modelo com as novas variáveis não financeiras aumentou em 13%, o que significa que inclusão das novas variáveis acrescentaram poder discriminatório (Edward I. Altman, Sabato, & Wilson, 2010).

Bruneau, de Bandt, & El Amri (2012) dedicaram-se à análise do efeito das variáveis macroeconómicas na vulnerabilidade financeira das empresas em França. Estes investigadores concluíram que a falência é influenciada pelas condições económicas dos países e que o número de empresas falidas afeta os ciclos económicos.

Relativamente ao modelo *probit*, este é muito semelhante ao modelo *logit*, no entanto, o primeiro considera uma função de distribuição cumulativa normal, ou seja, obtém-se uma função normalizada. Zmijewski (1984) foi pioneiro a aplicar a análise *probit* para as empresas na bolsa de valores de Nova Iorque e América. Nesta pesquisa, o autor reuniu 40

empresas falidas e 800 empresas saudáveis para o período entre 1972 e 1978. Os resultados demonstram claramente a existência de um enviesamento, mas, em geral, esse não parece afetar as taxas de classificação globais. Contudo, se compararmos estes resultados ao modelo *logit*, verificamos que são inferiores.

Shumway (2001) desenvolveu um “*simple hazard model*” que utiliza toda a informação disponível para determinar a probabilidade de falência. A amostra é composta por 300 empresas falidas no período de 1962 a 1992. O autor concluiu que a dimensão da empresa e o histórico do ganho em ações, ou seja, os fatores não económicos, combinados com os rácios financeiros, permitiram alcançar resultados melhores do que os modelos que apenas utilizam variáveis económicas.

Passado alguns anos, Samad (2012), através do modelo *probit*, conseguiu prever quais os fatores relacionados com o risco de crédito mais importantes na previsão de falência de bancos norte americanos. Neste artigo, foi analisado uma amostra de 134 bancos falidos e 121 não falidos durante o período de 2009. Entre as cinco variáveis de risco de crédito escolhidas apenas as provisões para perdas com empréstimos/ créditos e a percentagem de empréstimos não correntes no total dos empréstimos dos bancos foram significativas. O modelo estimado apenas com estas variáveis foi o que obteve melhor sucesso na previsão, atingindo 77,25% de classificação correta.

2.2.4. Outros modelos de previsão de falências

Os avanços tecnológicos levaram à criação de modelos mais orientados para a tecnologia. Dessa maneira, surge, por volta dos anos 40 com McCulloch e Pitts (1943), as redes neurais artificiais ou “neural networks” (RNAs) que assentam numa estrutura muito similar à ocorrida no cérebro humano. Atualmente, estas têm vindo a ser utilizadas por diversos investigadores devido à sua popularidade, pois as empresas preferem modelos que não se baseiem apenas na informação financeira.

Em 2004, Charitou et al., analisaram a previsão de falência das empresas industriais públicas do Reino Unido através da comparação de vários modelos (RNAs, MDA, *logit*...) e constatarem que as redes neurais artificiais podem fornecer resultados pelo menos tão bons como os produzidos pelos métodos estatísticos mais tradicionais, como a análise discriminante e os modelos de probabilidade condicional.

De acordo com Prado et al. (2020) foi apresentado um modelo capaz de prever a insolvência de empresas por meio da aplicação do modelo de redes neurais artificiais. A partir dos resultados, foram desenvolvidos dois modelos: um contendo exclusivamente as variáveis do modelo tradicional e outro incorporando as variáveis tanto do modelo tradicional quanto do modelo dinâmico de análise financeira. A comparação entre esses dois modelos de análise de crédito permitiu avaliar o impacto das variáveis do modelo dinâmico nos resultados. Deste modo, identificou-se que os índices que mais influenciaram a precisão do modelo proposto foram: o índice de rentabilidade com 100% de exatidão; o índice de estrutura de capitais com 98,9% e o índice do modelo dinâmico com 91% de precisão.

2.3. Setor dos transportes e armazenagem e a previsão de falência

O setor dos transportes e armazenagem é considerado como um dos setores mais importantes da economia global. A existência de um sistema de transportes fiável e eficiente é um fator crucial para o desenvolvimento económico de qualquer país (Sakhapov et al., 2016).

A importância desta indústria deve-se ao facto de o sistema de transportes permitir transportar pessoas, bens e serviços entre vários países, tornando-se fundamental para as empresas europeias e para as cadeias de abastecimento internacionais (European Commission, 2023c). Para além disso, segundo Murta (2010) este setor exerce um peso significativo nas contas nacionais e na criação de emprego. De acordo com a Comissão Europeia, o setor consegue empregar mais de 10 milhões de pessoas na Europa e representa cerca de 5% do PIB da UE. Adicionalmente, esta indústria possui a capacidade para explorar os pontos fortes económicos de todas as regiões da UE, apoiar o mercado interno e o crescimento permitindo uma coesão económica e social (Eurostat, 2021).

Em 2021, o INE, permitiu aferir que o número de empresas no setor de Transportes e Armazenagem situou-se em 36,4 mil. O setor alcançou um volume de negócios total de 21,1 mil milhões de euros, verificando-se um aumento expressivo face ao ano anterior (+20,5% em 2021; -24,3% em 2020). Face a 2019, registou-se um decréscimo de 8,7%.

Segundo Gourinchas et al., (2020), a indústria dos transportes e armazenagem é o setor mais vulnerável, pois contém muitas empresas financeiramente “sensíveis”. A prova disso foi, a quebra no volume de negócios com a crise pandémica que ocorreu em 2020, uma vez que as empresas se viram forçadas a interromper parte da sua atividade.

Expectavelmente, o setor dos transportes e armazenagem registou um aumento do número de empresas falidas e, consoante a informação do INE, em 2021, este ainda não tinha recuperado totalmente da crise. Neste contexto, havia uma necessidade geral de prever a falência das empresas neste setor de atividade.

Na literatura, seguindo a linha de pensamento de Murta (2010), a indústria dos transportes caracteriza-se por ser um setor bastante produtivo e pré-cíclico na medida em que cresce com a economia e, simultaneamente, contribui como impulsionador do crescimento. Embora existam múltiplos estudos de diversos autores sobre o modelo de previsão de falências em determinados setores económicos, são raros aqueles que se centram no setor dos transportes e armazenagem.

Em suma, devido à crise financeira internacional, tanto o número como a dimensão média das empresas falidas aumentaram de forma abrupta. Desta forma, é importante escolher o melhor modelo possível adequado às características específicas do setor para que este possa ser utilizado na prática para analisar e sinalizar o risco de falência das empresas (Succurro, 2017).

2.4. Objetivos e hipóteses de investigação

Ao longo dos anos, foram desenvolvidos diversos modelos e metodologias diferentes para o modelo de previsão de falências das empresas. Contudo, é fundamental ponderar cuidadosamente as variáveis, tanto financeiras quanto não financeiras, a serem incluídas neste estudo, visando desenvolver o modelo mais eficaz possível. Desta forma, um modelo adequado permitirá a antecipação de medidas necessárias para apoiar as empresas em dificuldade, evitando assim um número elevado de falências que ponha em causa o crescimento económico ou agrave a taxa de desemprego do país.

O principal objetivo do presente estudo centra-se na elaboração de um modelo capaz de prever a falência das empresas europeias no setor dos transportes e armazenagem, para o período mais recente disponível. Para isso, introduzimos as variáveis financeiras, não financeiras, macroeconómicas e as variáveis relacionadas com o setor de atividade de forma alcançar o melhor modelo que combina variáveis de diferente natureza.

Deste modo, iremos formular o seguinte conjunto de hipóteses de investigação:

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

- a) O aumento da liquidez diminui a probabilidade de falência.

- b) O aumento da cobertura diminui a probabilidade de falência.
- c) O aumento da atividade diminui a probabilidade de falência.
- d) O aumento da rentabilidade diminui a probabilidade de falência.
- e) O aumento do endividamento aumenta a probabilidade de falência.

H2 - As variáveis não financeiras (a idade e a dimensão da empresa) influenciam a probabilidade de falência das empresas.

- a) A O aumento da idade diminui a probabilidade de falência.
- b) A dimensão da empresa, medida através do número de funcionários, diminui a probabilidade de falência.

H3 - O índice do volume de negócios do setor de atividade influencia a probabilidade de falência das empresas.

- a) O aumento do índice do volume de negócios do setor diminui a probabilidade de falência.

Note-se que esta hipótese contempla a situação de pandemia, em que a diminuição do índice de volume de negócios do setor de atividade derivada da pandemia aumenta a probabilidade de falência, ou seja, em ambos os casos o sinal do coeficiente esperado é negativo.

H4- As variáveis macroeconómicas de contexto (a taxa de juro, a taxa de inflação, a taxa de crescimento real do PIB e a taxa de desemprego) influenciam a probabilidade de falência das empresas.

- a) O aumento da taxa de juro aumenta a probabilidade de falência.
- b) O aumento da taxa de inflação aumenta a probabilidade de falência.
- c) O aumento da taxa de crescimento real do PIB diminui a probabilidade de falência.
- d) O aumento da taxa de desemprego aumenta a probabilidade de falência.

3. Dados e Metodologia

Nesta secção, procederemos à descrição da constituição da amostra e das bases de dados das quais será extraída toda a informação necessária. Em seguida, apresentaremos uma explicação sobre a variável dependente e todas as variáveis explicativas, assim como a metodologia a ser utilizada.

3.1. Constituição da Amostra

Nesta investigação, a amostra utilizada é composta por dois grupos de empresas: as empresas falidas e as empresas ativas (não falidas). Essa amostra será constituída por dados contabilísticos e financeiros de empresas que pertencem a alguns países da UE-27 com a classificação de atividade económica, ou seja, o CAE 49 (Transportes terrestres e transportes por oleodutos ou gasodutos) e 52 (Armazenagem e atividades auxiliares dos transportes).

A base de dados a utilizar para a informação financeira e não financeira é a *ORBIS*, considerando o período temporal entre 2020 e 2023 (inicialmente, retiramos informações do período temporal de 2013-2023, tendo-se reduzido para o período de 2020-2023, devido à inexistência de empresas falidas para os restantes anos). Na tabela do Anexo 1 podemos observar o número de empresas falidas por país para o período da nossa amostra. Em relação às restantes variáveis, ou seja, os dados setoriais e macroeconómicos, estes serão exportados da base de dados Eurostat e Pordata, para o período 2013-2022.

Para obter a amostra começou-se por identificar o grupo de empresas falidas que, conforme a *ORBIS*, se classificam com o estado “*Inactive*” no período da amostra. Para além disso, de modo a excluir as microempresas, estabeleceu-se como um requisito obrigatório que o número de empregados fosse superior a 10. Já o grupo das empresas ativas é composto por empresas com o estado “*Active*” na base de dados, com pelo menos 10 anos de atividade. Após a aplicação de critérios, realizamos uma seleção aleatória de empresas ativas que tem como objetivo minimizar a discrepância entre o número total de empresas ativas e o número total de empresas falidas.

A amostra final é constituída por 7366 empresas, 1828 falidas e 5538 ativas. A tabela seguinte ilustra o número total de empresas por grupo, as empresas falidas e as não falidas.

Tabela 2: Empresas por estado de falência

Grupo	Número de empresas
Falidas	1828
Não Falidas	5538
Total	7366

A Tabela seguinte apresenta uma distribuição de cada um dos grupos das empresas pelos diferentes países, sendo que a nossa amostra final inclui empresas de 13 países diferentes pertencentes à UE-27.

Tabela 3: Empresas falidas e ativas por país nos Transportes terrestres e transportes por oleodutos ou gasodutos e Armazenagem e atividades auxiliares dos transportes

País	Code	Empresas falidas	Percentagem	Empresas não falidas	Percentagem
Alemanha	DE	268	14.66%	810	14.63%
Croácia	HR	28	1.53%	84	1.52%
Eslováquia	SK	5	0.27%	15	0.27%
Eslovénia	SI	39	2.13%	117	2.11%
Espanha	ES	243	13.29%	729	13.16%
Finlândia	FI	57	3.12%	195	3.52%
França	FR	74	4.05%	228	4.12%
Itália	IT	788	43.11%	2370	42.80%
Letónia	LV	29	1.59%	87	1.57%
Lituânia	LT	45	2.46%	135	2.44%
Países Baixos	NL	107	5.85%	324	5.85%
Portugal	PT	16	0.88%	48	0.87%
Suécia	SE	129	7.06%	396	7.15%

Total	-	1828	100%	5538	100%
--------------	---	------	------	------	------

Relativamente ao grupo das empresas falidas, observamos que a Itália é o país com o maior número de empresas falidas, representando 43,11% da amostra. Este é um valor bastante significativo em comparação com os outros países, seguido da Alemanha e da Espanha que também possuem valores consideráveis, representando 14,66% e 13,29%, respetivamente. Por outro lado, a Eslováquia com uma representatividade de 0,27% da amostra e Portugal 0,88% destacam-se por serem os países com o menor número de falências empresariais neste setor de atividade.

No que diz respeito ao grupo das empresas ativas (não falidas), de forma similar ao grupo anterior, verificou-se que a Itália lidera com 2370 empresas, representando 42,80% da amostra, seguida da Alemanha que representa 14,63% e a Espanha com uma representatividade de 13,16% da amostra. Em contrapartida, a Eslováquia e Portugal têm o menor número de empresas ativas, com apenas 0,27% e 0,87% da amostra, respetivamente.

3.2. Apresentação das Variáveis

Variável Dependente

Ao longo da literatura, verificamos que o conceito de “falência” não é unânime. Dado que, nesta investigação iremos utilizar dados relativos a países diferentes, com normas distintas, optou-se por utilizar os conceitos homogeneizados descritos na base de dados *ORBIS*.

Neste estudo, identificamos como variável dependente a “Falência empresarial”, ou seja, a probabilidade de uma empresa entrar em falência. Esta é uma variável *dummy*, que assume o valor unitário de 0 e 1, consoante a previsão do modelo *logit*. Portanto, esta variável assume o valor 0 quando a empresa está saudável “não falida” e o valor de 1 quando a empresa está “falida”.

Variáveis Independentes

As variáveis independentes, também chamadas de variáveis explicativas, estão organizadas em quatro grandes grupos: variáveis financeiras, variáveis não financeiras, variáveis macroeconómicas e as variáveis relacionadas com o setor de atividade escolhido.

Com o decorrer da literatura, a escolha das variáveis a ser utilizadas no modelo não é uma escolha fácil, pois não existe consenso nem uma teoria universal sobre quais as variáveis ou rácios que devem ser utilizados na previsão de falências empresariais. Neste estudo, os rácios financeiros serão escolhidos com base na popularidade literária de estudos anteriores de diversos autores considerando o que se espera que influencie a variável dependente. O mesmo se aplica às variáveis não financeiras e macroeconómicas.

Variáveis financeiras

Quanto às variáveis financeiras, selecionamos algumas das variáveis financeiras dos estudos de *Altman* e *Beaver*, que estão agrupadas em cinco categorias de rácios financeiros: liquidez, cobertura, atividade, rendibilidade e endividamento, tal como representa a tabela seguinte:

Tabela 4: Variáveis financeiras

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal esperado
Liquidez	Ativo Corrente/ Ativo Total	Mede os níveis de tesouraria para avaliar se as empresas têm capacidade para cumprir com as suas obrigações, antecipando os problemas e oportunidades.	-
	Fundo de Maneio/ Ativo Corrente		-
Cobertura	EBITDA/ Despesas com juros	Mede a capacidade que uma empresa tem para liquidar as suas obrigações financeiras atuais.	-
	EBIT/ Despesas com juros		-
	Ativo Corrente/ Passivo Corrente		-
Atividade	Volume de negócios/ Ativo Total	Mede o grau de eficiência da empresa relacionado com a gestão das vendas ou dos ativos da empresa.	-
	Volume de negócios/ Ativo Corrente		-
	Ativo Corrente/ Volume de Negócios		+
	Vendas/ Ativo Total		-
Rendibilidade	EBIT/ Volume de Negócios	Demonstra se a empresa é ou não capaz de gerar lucros num determinado período do tempo com o seu próprio ativo, património ou volume de negócios.	-
	EBITDA/ Ativo Total		-
	EBIT/ Ativo Total		-
	Resultado Líquido/ Ativo Total		-
	Resultado Líquido/ Capital Próprio		-
	Resultado Líquido/ Vendas		-

Endividamento	Capital Próprio/ Passivo Total	Mede até que ponto uma empresa utiliza capital alheio no financiamento das suas atividades, permitindo avaliar o grau de dependência de financiamento externo.	-
	Passivo Corrente/ Capital Próprio		+
	Dívidas de MLP/ Ativo Corrente		+

Em relação aos coeficientes das variáveis pertencentes à categoria liquidez é esperado que estes assumam um sinal negativo, uma vez que as empresas com maiores índices de liquidez apresentam uma menor probabilidade de falência. É importante referir que Altman (1968) utilizou o rácio “Fundo de Maneio/ Ativo Total”, no entanto, neste estudo, optou-se por relativizar o fundo de maneio em relação ao ativo corrente em vez do ativo total, com o objetivo de produzir melhores resultados para os modelos. Ao nível dos indicadores pertencentes à categoria cobertura, ou seja, aqueles que se enquadram no modelo de gestão dos custos que os financiamentos acarretam, é esperado que a probabilidade de a empresa enfrentar a falência diminua à medida que a cobertura dos custos de financiamento aumenta. Ou seja, é esperado que os coeficientes assumam valores negativos. Os rácios apresentados na categoria atividade são capazes de descrever a eficiência com que uma empresa utiliza os seus ativos para criar um “rendimento”, pelo que se espera um sinal negativo, uma vez que o rácio mais elevado reduz a probabilidade de falência das empresas. Contudo, o rácio “Ativo Corrente/ Volume de Negócios” deve apresentar um sinal positivo, uma vez que se a empresa utilizar menos ativos por cada venda, estará a economizar os seus recursos. Isto resulta numa diminuição do rácio e, consequentemente, na diminuição da probabilidade de falência das empresas. A categoria rendibilidade possui indicadores fundamentais para a avaliação da performance das organizações. Desta forma, é previsível que os indicadores assumam um sinal negativo, pois quanto pior forem os índices de rendibilidade, maior é a probabilidade de a empresa falir. No que diz respeito aos coeficientes dos rácios pertencentes à categoria endividamento, é esperado que estes apresentem um sinal positivo. Isso ocorre porque, à medida que a empresa se endivida mais, utiliza um valor maior de capital alheio e, por isso a probabilidade de a empresa enfrentar dificuldades financeiras e de vir a falir aumenta. Todavia, em relação ao rácio “Capital Próprio/ Passivo Total” esperamos um sinal negativo, uma vez que um valor mais elevado deste rácio indica um menor nível de endividamento, o que reduz a probabilidade de uma empresa vir a falir.

Variáveis não financeiras

No que toca às variáveis não financeiras e de acordo com Shane (1996), Altman e Sabato (2010), Cultrera e Brédart (2016) e Abdullah et al. (2019), os autores concluem que tanto a idade como a dimensão da empresa estão negativamente relacionadas com a probabilidade de falência, ou seja, é esperado um sinal negativo. Relativamente à idade, verificamos que as empresas mais antigas tendem a ser mais estáveis e, portanto, têm menor probabilidade de falir. Já em relação à dimensão que é medida através do número de funcionários, os investigadores referem que as empresas que empregam um menor número de funcionários tornam-se mais debilitadas aumentando assim a probabilidade de falência.

Tabela 5: Variáveis não financeiras

Categoria	Variáveis	Sinal esperado
Não Financeiras	Idade	-
	Dimensão da empresa	-

Variável do nível de atividade do setor

Para tornar o nosso modelo de previsão de falência mais completo tal como sugere Bruneau, de Bandt, & El Amri (2012), decidimos introduzir uma variável setorial, procurando avaliar o impacto desta na capacidade preditiva do modelo. A variável escolhida foi o índice do volume de negócios.

O índice do volume de negócios revela-se como um indicador essencial, permitindo à empresa analisar e monitorizar o desenvolvimento do seu setor de atividade. Deste modo, é esperado que esta assuma um sinal negativo, uma vez que quanto maior for o índice do volume de negócios em relação ao período base, melhor é o desempenho da empresa e, por isso, menor é a probabilidade de a empresa falir.

Tabela 6: Variável do nível de atividade do setor

Categoria	Variáveis	Sinal esperado
Setor de atividade	Índice do volume de negócios	-

Variáveis macroeconómicas

No âmbito das variáveis macroeconómicas, conforme apresentadas na tabela seguinte, estas foram inseridas por alguns autores, como é o caso de Platt & Platt (1994), Liu (2009) e Bruneau, de Bandt, & El Amri (2012). A introdução destas variáveis permite perceber qual é o impacto que o ambiente macroeconómico exerce sobre a saúde financeira das empresas do setor dos transportes e armazenagem. Assim, a taxa de juro apresenta uma correlação positiva à propensão de falência, dado que um aumento da taxa de juro nas operações de financiamento às empresas, gera mais custos havendo um aumento da possibilidade de a empresa vir a falir. A taxa de inflação está relacionada com os ciclos económicos e com os custos diretos operacionais que as empresas suportam e, portanto, um aumento desta variável torna os lucros mais instáveis afetando o reembolso da dívida contraída, o que faz com que a probabilidade de falência de uma empresa aumente. Quanto à relação entre a taxa de crescimento real do PIB e a probabilidade de falência espera-se que seja negativa, visto que em períodos de maior crescimento económico, a propensão à falência tende a ser menor. Finalmente, a taxa de desemprego relaciona-se positivamente com a probabilidade de falência, visto que um aumento da taxa de desemprego provoca uma redução na produção e um aumento dos custos, o que faz com que seja mais difícil para as empresas resistirem à falência.

Tabela 7: Variáveis macroeconómicas

Categoria	Variáveis	Sinal esperado
Macroeconómicas	Taxa de juro	+
	Taxa de inflação	+
	Taxa de crescimento real do PIB	-
	Taxa de desemprego	+

3.3. Modelo Logit

No que concerne aos métodos de análise, os modelos mais utilizados na literatura existente da previsão de falências são: a análise discriminante múltipla e a regressão logística.

Nesta investigação, utiliza-se o modelo de regressão logística, ou, dito de outra forma, o modelo *logit*, uma vez que, de acordo com estudos anteriores, esta é uma técnica adequada para a previsão de falências, pois apresenta resultados significativos.

O modelo *logit* possui algumas vantagens em relação ao modelo da análise discriminante, pois permite a possibilidade de ser aplicado a amostras desproporcionais e não está restrito nem à obrigatoriedade de as variáveis independentes seguirem uma distribuição normal nem ao facto de as matrizes de variância e covariância serem homogêneas em todos os grupos.

A finalidade do modelo de regressão logística reside na previsão da probabilidade de uma observação específica pertencer a um de dois grupos distintos, com base numa ou mais variáveis explicativas. Neste modelo, a variável dependente Y é dicotómica, assumindo o valor 1 quando uma empresa entra em falência e 0 quando a empresa está saudável, ou seja, mantém suas atividades por pelo menos 1 ano. É importante destacar que os coeficientes β são calculados através do método da máxima verossimilhança. Assim, o modelo calcula a probabilidade de a empresa entrar em falência (P) que é dada por esta função logística:

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

Sendo Z_i dado por:

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

Onde,

- $P(Y_i = 1)$ é a probabilidade de falência;
- $\beta_1, \dots, \beta_k$ são os coeficientes sujeitos a estimação;
- $X_2, \dots, X_k$ são as variáveis explicativas;
- u_i é o termo de perturbação.

Assim,

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

4. Resultados

Neste capítulo, serão discutidos os resultados obtidos da estimação de diversos modelos. Primeiramente, iremos analisar as estatísticas descritivas relativas do setor e, em seguida examinaremos as características financeiras de cada grupo da amostra. Posteriormente, serão analisados os resultados das estimações considerando, inicialmente, um modelo que engloba apenas as variáveis financeiras até obter um modelo mais completo que contempla também as variáveis não financeiras, relacionadas com o setor de atividade e macroeconômicas.

Na elaboração das estimações de todos os modelos foi utilizado o *software* econométrico *EViews 12*.

4.1. Estatísticas descritivas

Primeiramente, pretende-se examinar as estatísticas descritivas para a pandemia. Uma vez que este estudo se distingue pela utilização das variáveis relativas ao setor dos transportes e armazenagem, é necessário compreendermos como é que a pandemia da Covid-19 afetou economicamente a saúde destas empresas para o período de 2020-2022.

Na Tabela seguinte, são apresentadas as estatísticas descritivas da pandemia que serão analisadas com base na taxa de crescimento das vendas.

Tabela 8: Estatísticas descritivas: consequências da pandemia¹

Taxa de crescimento das Vendas ²			
	2020/2019	2021/2020	2022/2021
Média	-6.2273	15.0682	16.8959
Mediana	-3.9807	12.1542	13.3715
Máximo	99.8286	99.9427	99.9008
Mínimo	-100	-100	-99.2904
Desvio-padrão	24.5018	23.7084	23.0236
Observações	4577	4452	4423

É possível perceber através da análise da tabela acima que a mediana da taxa de crescimento das vendas das empresas é negativa no ano de 2020, com um valor de -3.9807.

¹ Para obter as estatísticas descritivas desta variável inserimos uma condição no *eviews* (taxa de crescimento das vendas<100) para reduzir os *outliers*.

² A taxa de crescimento das vendas está em percentagem.

Isso significa que, em geral, as vendas diminuíram de 2019 para 2020, o ano em que ocorreu a pandemia da Covid-19. Nos anos seguintes, observa-se uma mediana positiva de 12.1542 em 2021 e de 13.3715 em 2022, respetivamente. Este aumento indica que as empresas aparentemente estão a recuperar das perdas iniciais causadas pela pandemia. Por outro lado, de forma similar, a média das taxas de crescimento das vendas foi de -6.2273 em 2020, enquanto em 2021 e 2022 aumentou para 15.0682 e 16.8959, respetivamente. Assim, podemos constatar que a pandemia afetou negativamente as empresas, aumentando a probabilidade de falência das empresas no setor de transportes e armazenagem.

A análise das estatísticas descritivas de cada grupo da amostra é também importante para percebermos se existem diferenças ao nível das variáveis financeiras entre as empresas falidas e as empresas ativas.

De acordo com Altman (1968) e Beaver (1966), os indicadores das empresas falidas tendem a piorar conforme se aproxima o momento da falência. Desta forma, é esperado do ponto de vista financeiro que as empresas ativas apresentem maiores níveis de liquidez, cobertura, atividade e rendibilidade face às empresas falidas. Por outro lado, é expectável que as empresas ativas demonstrem níveis de endividamento menores quando comparado com o grupo das empresas falidas.

Na tabela abaixo, podemos observar os valores médios e medianos das variáveis financeiras utilizadas para cada grupo da amostra. No anexo 2 e 3, encontram-se as tabelas completas com as estatísticas descritivas, que incluem, além da média e da mediana, os valores mínimos, máximos e o desvio padrão, tanto para as empresas ativas quanto para as falidas.

Tabela 9: Estatísticas descritivas de comparação entre empresas falidas e ativas³

	Média		Mediana		Categoria
	Empresas ativas	Empresas falidas	Empresas ativas	Empresas falidas	
Ativo Corrente/ Ativo Total	0.62	0.75	0.63	0.84	Liquidez
Fundo de maneo/ Ativo Corrente	0.27	0.21	0.25	0.19	
EBITDA/ Despesas com juros	17299.13	-230.32	20.71	6.17	Cobertura
EBIT/ Despesas com juros	10442.49	-1045.61	7.54	1.36	
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	2.35	1.79	1.50	1.09	

³ Todas as variáveis estão apresentadas em milhares de euros.

Volume de negócio/ Ativo Total	1.75	0.006	1.47	0.0018	Atividade
Volume de negócios/ Ativo Corrente	3.26	0.0075	2.61	0.0026	
Ativo Corrente/ Volume de negócios	2.92	1431.57	0.38	371.85	
Vendas/ Ativo Total	1.69	5.93	1.42	1.76	
EBIT/ Volume de negócios	-0.99	-3401.55	0.034	5.07	Rendibilidade
EBITDA/ Ativo Total	0.13	-0.15	0.11	0.04	
EBIT/ Ativo Total	0.06	-0.29	0.05	0.0095	
Resultado Líquido/ Ativo Total	0.04	-0.35	0.03	0.0012	
Resultado Líquido/ Capital Próprio	-0.77	0.28	0.11	0.21	
Resultado Líquido / Vendas	0.026	-34.39	0.024	0.0006	Endividamento
Capital Próprio/ Passivo Total	40.37	25.05	36.04	15.68	
Passivo Corrente/ Capital Próprio	7.93	7.29	0.94	0.99	
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.65	0.38	0.16	0.00	

Quando analisamos a média e a mediana, verificamos que o grupo das empresas falidas manifesta características diferentes do grupo das empresas ativas.

Quanto aos rácios de liquidez, observamos que o rácio “Fundo de Maneio/Ativo Corrente” apresenta valores superiores para as empresas ativas, tanto para a média como para a mediana, tal como era esperado. No entanto, o rácio “Ativo Corrente/Ativo Total” demonstra, em relação à média e à mediana, valores superiores para as empresas falidas. Isto pode ocorrer, dado que as empresas falidas frequentemente liquidam os seus ativos de longo prazo para cobrir as necessidades de curto prazo, aumentando a proporção de ativos correntes em relação ao ativo total. Relativamente à categoria cobertura, verificamos que todos os rácios apresentam valores médios e medianos mais elevados face às empresas falidas, tal como era esperado. No que diz respeito aos rácios pertencentes à categoria atividade, à exceção do rácio “Vendas/ Ativo Total”, todos os outros rácios apresentam valores superiores das empresas ativas em relação às falidas para a média e mediana, conforme esperado. No entanto, percebemos que esse resultado pode ser explicado por uma característica específica deste setor. É provável que as empresas próximas da falência, aumentem as vendas nos anos anteriores, o que eleva o rácio “Vendas/ Ativo Total”. Além disso, as empresas falidas tendem a ter menores valores de ativo total, contribuindo para esses resultados. Em relação aos rácios de rendibilidade, todos os rácios apenas apresentam maiores níveis de rendibilidade para as empresas ativas, tal como era expectável, exceto o rácio “Resultado Líquido/ Capital Próprio”. Isto pode atribuir-se a possíveis medidas

tomadas pelas empresas antes da falência para melhorar temporariamente os seus resultados operacionais. Por fim, nos rácios do endividamento, apenas o rácio “Capital Próprio/ Passivo Total” apresenta valores médios e medianos superiores para as empresas ativas, conforme esperado. Por outro lado, os rácios “Passivo Corrente/ Capital Próprio” e “Dívidas de MLP/ Ativo Corrente” exibem valores mais altos para as empresas ativas, o que não era esperado. Isto pode sugerir que as empresas tenham uma melhor gestão das dívidas de curto prazo, conseguindo manter a liquidez e a solvência em níveis adequados, mesmo com um maior volume de passivos.

Posteriormente, após a análise das estatísticas descritivas, procedeu-se à realização da matriz de correlações conforme a tabela que consta no Anexo 6. O objetivo deste estudo é evitar possíveis problemas de multicolineariedade, examinando as correlações mais elevadas entre os rácios financeiros de forma a selecionar as variáveis mais adequadas para a estimação dos modelos. Assim, tal como podemos observar na tabela 10, foi selecionado um rácio financeiro de cada categoria, de acordo com as categorias mencionadas por Altman, permitindo caracterizar com maior precisão o perfil financeiro de cada empresa e um melhor nível de ajustamento global do modelo

Tabela 10: Variáveis financeiras selecionadas para estimação

Categoria	Rácios
Liquidez	Fundo de manio/ Ativo Corrente
Cobertura	Ativo Corrente/ Passivo Corrente
Atividade	Ativo Corrente/ Volume de Negócios
Rendibilidade	EBIT/ Ativo Total
Endividamento	Dívidas de MLP/ Ativo Corrente

4.2. Modelos Logit estimados

a) Modelo com variáveis financeiras

A tabela seguinte apresenta os resultados para o primeiro modelo. As variáveis introduzidas em primeiro lugar foram os rácios económico-financeiros das empresas em investigação.

É importante realçar que todos os modelos foram estimados com o lag de 1 ano, isto é, com base num desfasamento temporal de um ano entre a previsão e a ocorrência da falência.

Com o objetivo de evitar a presença de heterocedasticidade e de modo a garantir a consistência dos estimadores dos coeficientes foi utilizada a abordagem robusta de variâncias e covariância Huber-White.

Tabela 11: Resultados do modelo com variáveis financeiras

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-3.458886	0.617944	-5.597409	0.0000
Fundo de Maneio/ Ativo Corrente	-0.299111	0.205110	-1.458301	0.1448
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.261774	0.096483	-2.713167	0.0067
Ativo Corrente/ Volume de Negócios	0.017839	0.009332	1.911653	0.0559
EBIT/ Ativo Total	-2.385667	0.572428	-4.167631	0.0000
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.015758	0.054609	0.288554	0.7729
McFadden R-squared	0.708704	Mean dependent var		0.103083
S.D. dependent var	0.304082	S.E. of regression		0.097786
Akaike info criterion	0.194402	Sum squared resid		104.7626
Schwarz criterion	0.198399	Log likelihood		-1059.516
Hannan-Quinn criter.	0.195748	Restr. deviance		7274.504
Restr. log likelihood	-3637.252	LR statistic		5155.473
Avg. log likelihood	-0.096654	Prob(LR statistic)		0.000000
Obs with Dep=0	9832	Total obs		10962
Obs with Dep=1	1130			

Na tabela 11, é possível verificar que as variáveis escolhidas para a categoria da liquidez, cobertura, atividade, rendibilidade e endividamento apresentam sinais iguais aos esperados.

Atendendo ao nível de significância individual, verificamos que as variáveis da categoria cobertura, atividade e rendibilidade são estatisticamente significativas ao nível de 1%. Para além disso, a variável associada à Liquidez (Fundo de Maneio/ Ativo Corrente) revela-se estatisticamente significativa ao nível de 10%. Todavia, a variável associada à categoria do endividamento (Dívidas de MLP/ Ativo Corrente) não é estatisticamente significativa, apesar de apresentar o sinal esperado. Adicionalmente, é possível observar que

o modelo é estatisticamente significativo a um nível de significância de 1% no contexto da análise da qualidade global do modelo [Prob(LR statistic)=0.000000].

Portanto, através deste modelo, podemos validar a hipótese H1 para 4 variáveis. Ou seja, podemos concluir que na indústria dos transportes e armazenagem quanto maior a liquidez e rentabilidade das empresas, menor será a probabilidade de uma empresa falir. Por outro lado, no que diz respeito à categoria da cobertura, verificamos que quanto maior for a capacidade de uma empresa satisfazer as suas obrigações financeiras, menor é a probabilidade de falência. É ainda possível verificar que maiores níveis de atividade impactam de forma negativa a probabilidade de falência de uma empresa.

b) Modelo com adição das variáveis não financeiras

Nesta segunda fase, iremos acrescentar ao modelo inicial, o modelo apenas com as variáveis financeiras, as variáveis não financeiras, sendo elas a “Idade” e a “Dimensão da empresa. Tal como concluiu Edward I. Altman et al. (2010), é esperado uma melhoria no ajustamento do modelo.

Tabela 12: Resultados do modelo com variáveis financeiras e não financeiras

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-2.375167	0.588369	-4.036868	0.0001
Fundo de Maneio/ Ativo Corrente	-0.270088	0.183396	-1.472707	0.1408
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.244031	0.094171	-2.591348	0.0096
Ativo Corrente/ Volume de Negócios	0.016818	0.009224	1.823311	0.0683
EBIT/ Ativo Total	-2.197294	0.592640	-3.707638	0.0002
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.025849	0.041150	0.628159	0.5299
Idade	-0.058222	0.006789	-8.575368	0.0000
McFadden R-squared	0.724217	Mean dependent var		0.102948
S.D. dependent var	0.303905	S.E. of regression		0.095945
Akaike info criterion	0.184129	Sum squared resid		100.8004
Schwarz criterion	0.188794	Log likelihood		-1001.750
Hannan-Quinn criter.	0.185701	Restr. deviance		7264.760
Restr. log likelihood	-3632.380	LR statistic		5261.261
Avg. log likelihood	-0.091426	Prob(LR statistic)		0.000000
Obs with Dep=0	9829	Total obs		10957
Obs with Dep=1	1128			

No modelo apresentado acima, inserimos a variável “Idade” e constatamos que o sinal desta vai de encontro ao esperado, revelando-se uma variável estatisticamente

significativa com o nível de significância de 1%. Desta forma, validamos a hipótese H2 a), ou seja, quanto mais antiga for a empresa, menor será a probabilidade de falência.

Além disso, foi testado um modelo (que se encontra no Anexo 4) que incluiu a outra variável não financeira, a “Dimensão da empresa”, medida através do número de funcionários. Decidiu-se logaritmizar o número de funcionários por forma a obter melhores resultados, no entanto, quando adicionada ao modelo, constatamos que essa variável não apresenta o sinal esperado nem se mostra estatisticamente significativa.

Observando o *McFadden R-squared*, compreendemos que com a inclusão das variáveis não financeiras há de facto uma melhoria no ajustamento do modelo.

Através da exploração do modelo, podemos aferir que todas as variáveis apresentam os sinais esperados. No entanto, o rácio “Dívidas de MLP/ Ativo Corrente” não é estatisticamente significativo, tal como observado no modelo anterior.

Assim, podemos concluir que a probabilidade de uma empresa falir no setor dos transportes e armazenagem depende de variáveis financeiras e não financeiras, visto que a maioria das variáveis explicativas são estatisticamente significativas.

c) Modelo com adição da variável do setor de atividade

Ao longo da literatura, vários autores apontaram que é importante introduzir variáveis de diferentes naturezas. Assim, neste ponto, optamos por incluir uma variável que caracteriza o setor dos transportes e armazenagens, o “Índice do Volume de Negócios”.

Tabela 13: Resultados do modelo com variáveis financeiras, não financeiras e relacionadas com o setor

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.892904	0.561228	-3.372790	0.0007
Fundo de Maneio/ Ativo Corrente	-0.271609	0.186151	-1.459075	0.1445
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.244411	0.094374	-2.589815	0.0096
Ativo Corrente/ Volume de Negócios	0.016815	0.009240	1.819833	0.0688
EBIT/ Ativo Total	-2.181745	0.586612	-3.719233	0.0002
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.024182	0.041994	0.575849	0.5647
Idade	-0.057861	0.006795	-8.515361	0.0000
Índice do Volume de Negócios	-0.004820	0.003067	-1.571563	0.1161
McFadden R-squared	0.724386	Mean dependent var		0.102948
S.D. dependent var	0.303905	S.E. of regression		0.095933
Akaike info criterion	0.184199	Sum squared resid		100.7658
Schwarz criterion	0.189531	Log likelihood		-1001.137
Hannan-Quinn criter.	0.185996	Restr. deviance		7264.760

Restr. log likelihood	-3632.380	LR statistic	5262.487
Avg. log likelihood	-0.091370	Prob(LR statistic)	0.000000
Obs with Dep=0	9829	Total obs	10957
Obs with Dep=1	1128		

Na tabela 13, é possível observar que a variável “Índice do Volume de Negócios” apresenta um sinal negativo, o que vai de encontro ao esperado e é estatisticamente significativa ao nível de 10%. Deste modo, verificamos que quando as empresas tendem a entrar em falência, apresentam uma pior performance e, por isso um menor índice de volume de negócios em relação ao índice do período base, validando a hipótese H3 a).

Neste modelo, percebemos que todos os rácios se mantiveram relevantes à exceção da variável associada à categoria do endividamento. Além disso, é possível constatar na tabela supra que a inclusão da variável setorial melhora o poder preditivo deste modelo (*McFadden R-squared*) em relação ao primeiro.

No que diz respeito ao nível de significância estatística global do modelo, verifica-se que o modelo é também estatisticamente significativo pelo menos a 1% [Prob (LR *statistic*) = 0.000000].

d) Modelo com adição das variáveis macroeconómicas

Os fatores macroeconómicos também são fundamentais, uma vez que alguns autores propõem que esses fatores influenciam a probabilidade de falência das empresas.

Nesta fase, serão acrescentadas ao modelo anterior quatro variáveis macroeconómicas, nomeadamente, a “Taxa de juro”, a “Taxa de inflação”, a “Taxa de desemprego” e a “Taxa de crescimento real do PIB”.

Tabela 14: Resultados do modelo com variáveis financeiras, não financeiras, relacionadas com o setor e variáveis macroeconómicas

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-0.003029	1.005284	-0.003013	0.9976
Fundo de Maneio/ Ativo Corrente	-0.269055	0.184902	-1.455122	0.1456
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.243115	0.093989	-2.586621	0.0097
Ativo Corrente/ Volume de Negócios	0.016799	0.009232	1.819543	0.0688
EBIT/ Ativo Total	-2.173733	0.596712	-3.642848	0.0003
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.022329	0.042010	0.531518	0.5951
Idade	-0.057883	0.006808	-8.502461	0.0000
Índice do Volume de Negócios	-0.026662	0.010057	-2.650977	0.0080

Taxa de inflação	0.093570	0.040621	2.303468	0.0213
McFadden R-squared	0.724655	Mean dependent var	0.102948	
S.D. dependent var	0.303905	S.E. of regression	0.095889	
Akaike info criterion	0.184203	Sum squared resid	100.6635	
Schwarz criterion	0.190201	Log likelihood	-1000.159	
Hannan-Quinn criter.	0.186224	Restr. deviance	7264.760	
Restr. log likelihood	-3632.380	LR statistic	5264.443	
Avg. log likelihood	-0.091280	Prob(LR statistic)	0.000000	
Obs with Dep=0	9829	Total obs	10957	
Obs with Dep=1	1128			

Os resultados mostram que a “Taxa de inflação” apresenta o sinal de acordo com o que era expectável, apresentando-se estatisticamente significativa para o nível de significância de 1%. Portanto, validamos a hipótese H4 b), visto que um aumento na taxa de inflação torna os lucros mais voláteis, afetando negativamente o reembolso da dívida contraída e aumentando a probabilidade de falência.

Além disso, testamos outro modelo (presente no Anexo 5) que inclui as outras três variáveis macroeconómicas. Nesse novo modelo, concluímos que a “Taxa de juro” apresenta o sinal esperado, no entanto não é estatisticamente significativa. Relativamente à “Taxa de crescimento real do PIB” e à “Taxa de desemprego”, observamos que ambas não são estatisticamente significativas nem apresentam o sinal esperado.

Por fim, com a introdução da variável macroeconómica obtivemos o modelo mais completo, onde podemos concluir que todas as variáveis apresentam o sinal esperado e são estatisticamente significativas para o nível de significância de 1% e 10%, exceto o rácio “Dívidas de MLP/ Ativo Corrente” que, como observado no modelo anterior, não é estatisticamente significativo.

Ao nível da significância estatística global do modelo, entendemos que este modelo é estatisticamente significativo a 1%. [Prob(LR statistic)=0.000000].

Também podemos afirmar que o modelo acima indicado, que inclui variáveis financeiras, não financeiras, relativas ao setor e macroeconómicas, consegue explicar melhor a falência de empresas do que quando são consideradas apenas as variáveis financeiras. Isto devido ao *R-Squared* (R^2), que passou de 70,8% para 72,4%, o que significa que houve um melhoramento do ajustamento global do modelo.

Esta melhoria também pode ser justificada através da análise do critério de *Akaike* (AIC), critério *Schwarz* (BIC) e do critério de *Hannan-Quinn* (HQC) que apresentam valores inferiores à medida que a capacidade preditiva dos modelos aumenta. No modelo anterior

que inclui apenas variáveis financeiras, apresentado na tabela 11, é possível observar que os valores de AIC, BIC e HQC são de 0.194402, 0.198399 e 0.195748, respectivamente. Posteriormente, no último modelo que inclui os restantes tipos de variáveis os valores de AIC, BIC E HQC diminuem para 0.184203, 0.190201 e 0.186224, respectivamente.

e) Modelo com adição das variáveis de estratégia empresarial

De modo a explorar a política de inovação e estratégia empresarial decidimos introduzir algumas variáveis retiradas da base de dados *ORBIS*. Essa abordagem visa estimar um modelo com adição de variáveis de estratégia empresarial, a fim de compreendermos qual o impacto dessas na previsão de falência das empresas.

Tabela 15: Variáveis de estratégia e inovação

Categoria	Variáveis	Sinal esperado
Estratégia e Inovação	Ativos Intangíveis/ Ativo Total	+
	CMVMC/ Vendas	+
	Ativo Fixo Tangível/ Ativo Total	+

Segundo Beaver, McNichols, & Rhie (2005), a utilização dos ativos intangíveis é uma variável de previsão de falência que tem vindo acrescentar relevância ao longo dos anos. Assim, optamos por introduzir o rácio “Ativos Intangíveis/ Ativo Total” e é esperado que este apresente um sinal positivo com a probabilidade de falência. Isto porque, em situações de falência, o rácio aumenta, uma vez que as empresas são forçadas a vender os seus ativos tangíveis para pagar as dívidas. Assim, se o total dos ativos tangíveis diminui, mantendo os intangíveis constantes, a proporção dos ativos intangíveis aumenta em relação ao ativo total, tornando o rácio mais elevado.

Ao longo da literatura, Altman (1966), Beaver (1968), Ohlson (1980) e outros autores verificaram que os rácios de eficiência desempenham um papel significativo na previsão de falências. Desta forma, decidimos incluir nesta análise o rácio “CMVMC/ Vendas” que mede a eficiência operacional. É expectável que este rácio apresente uma relação positiva com a probabilidade de falência, pois um aumento deste rácio indica que a

empresa está a gastar mais para produzir cada unidade de venda, sinalizando ineficiências como o aumento dos custos de materiais, provocando um maior risco de falência.

Finalmente, foi introduzido o rácio “Ativo Fixo Tangível/ Ativo Total”. Altman et al. (1977) afirmaram que quanto maior for o valor dos ativos fixos tangíveis, maior é a probabilidade de falência, portanto, o sinal esperado é positivo. Isto deve-se ao facto de que uma maior proporção de ativos fixos tangíveis (como propriedades, instalações e equipamentos) leva a uma menor flexibilidade financeira e, consequentemente, maior dificuldade em liquidar os ativos rapidamente em tempos de crise, o que aumenta a probabilidade falência.

A tabela seguinte apresenta um modelo com variáveis de estratégia e inovação que é desenvolvido a partir do modelo inicial que consta na tabela 11. Neste novo modelo, mantivemos as variáveis da categoria cobertura e endividamento e eliminamos a variável da categoria rentabilidade, pois não se mostrou estatisticamente significativa. Posteriormente, adicionamos as variáveis de política empresarial e substituímos as variáveis da categoria liquidez e atividade para obter melhores resultados.

Tabela 16: Resultados do modelo com variáveis de estratégia e inovação

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	0.338605	0.569827	0.594225	0.5524
Ativo Corrente/ Ativo Total	3.813378	0.615759	6.192968	0.0000
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.080575	0.025236	-3.192867	0.0014
Volume de Negócios/ Ativo Corrente	-15.89004	0.502383	-31.62933	0.0000
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.065842	0.023177	2.840816	0.0045
Ativos Intangíveis/ Ativo Total	2.000599	1.314109	1.522400	0.1279
CMVMC/ Vendas	0.004906	0.002005	2.446455	0.0144
Ativo Fixo Tangível/ Ativo Total	3.778870	0.699017	5.405974	0.0000
McFadden R-squared	0.939514	Mean dependent var		0.104879
S.D. dependent var	0.306411	S.E. of regression		0.041364
Akaike info criterion	0.042125	Sum squared resid		18.01297
Schwarz criterion	0.047640	Log likelihood		-213.9159
Hannan-Quinn criter.	0.043987	Deviance		427.8318
Restr. deviance	7073.276	Restr. log likelihood		-3536.638
LR statistic	6645.444	Avg. log likelihood		-0.020303
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	9431	Total obs		10536
Obs with Dep=1	1105			

Através deste modelo, é possível constatar que o sinal de todas as variáveis de estratégia e inovação vai de encontro ao esperado, o que significa que quanto maior for os rácios analisados, maior é a probabilidade de uma empresa falir. Em relação à significância estatística, observamos que todos os rácios apresentam um nível de significância de 1%, exceto o rácio “Ativos Intangíveis/ Ativo Total” que revela um nível de significância de 10%.

Relativamente ao sinal das variáveis financeiras, compreendemos que todas variam conforme o sinal esperado, à exceção do rácio “Ativo Corrente/Ativo Total”. Por outro lado, verificamos que todas as variáveis económico-financeiras revelaram-se estatisticamente significativas com um nível de significância de 1%.

É importante referir que este modelo é estatisticamente significativo a um nível de significância de 1% no contexto da análise da qualidade global do modelo [$\text{Prob}(\text{LR statistic})=0.000000$]. Além disso, é possível concluir que a inclusão das variáveis relacionadas à estratégia e inovação melhorou significativamente o ajustamento global do modelo. Essa melhoria pode ser justificada se examinarmos o coeficiente de determinação R^2 que aumentou para 93,9%, demonstrando que estas variáveis explicam melhor a probabilidade de falência das empresas.

5. Conclusão

As falências empresariais são frequentes em todos os países e a pandemia da Covid-19 piorou significativamente essa situação, aumentando as dificuldades económicas e financeiras enfrentadas por diversas empresas ao redor do mundo. Assim, os estudos dos modelos de previsão de falências desempenham um papel importante, uma vez que demonstram quais são os indicadores que explicam melhor a falência. Esses modelos servem também para a tomada de medidas de gestão atempadas, permitindo às empresas detetar os possíveis sinais de alerta e ultrapassar o risco de falência.

O objetivo desta investigação consiste em estudar a previsão de falências das empresas pertencentes ao setor dos transportes e armazenagem para alguns países da UE-27 considerando variáveis de diferentes naturezas, como as variáveis financeiras, não financeiras, relativas ao setor de atividade e macroeconómicas.

Os dados financeiros, não financeiros e os rácios ligados à área da inovação e estratégia foram retirados da base de dados *ORBIS*, enquanto os dados relativos ao setor de atividade e macroeconómicos foram retirados das bases de dados *Pordata* e *Eurostat*. Os resultados evidenciados consideram uma amostra de 7366 empresas (1828 falidas e 5538 não falidas) do setor dos transportes e armazenagem. Todas as empresas possuem mais de 10 trabalhadores e o período temporal utilizado nos modelos de falência é de 2020-2023.

A análise das estatísticas descritivas permitiu-nos distinguir os dois grupos da amostra. Assim, verificamos que as empresas falidas apresentavam menores níveis de liquidez, cobertura, atividade e rentabilidade em comparação com as empresas ativas, indicando que possuem menor capacidade de gerar lucro e de cumprir com as suas obrigações.

O presente estudo permitiu concluir que tanto as variáveis financeiras como as não financeiras, variáveis do setor e macroeconómicas continuam, tal como é referido na literatura, a ser importantes para ajudar a prever a falência das empresas. Também foi possível concluir que quanto menores forem os níveis de liquidez, cobertura, atividade e rentabilidade apresentados pelas empresas, maior é a probabilidade de estas virem a falir. Em relação às variáveis não financeiras, podemos afirmar que as empresas mais antigas têm menor probabilidade de falir. Já a dimensão da empresa que é medida pelo número de funcionários não se revelou estatisticamente significativa.

No que diz respeito à variável do setor de atividade, verificou-se que um índice de volume de negócios mais elevado, diminui a probabilidade de falência das empresas nesta

indústria, tal como era esperado. Quanto às variáveis macroeconómicas, concluímos que maiores taxas de inflação conduzem a que a probabilidade da falência das empresas aumente. Relativamente à taxa de juro, à taxa de crescimento real do PIB e à taxa de desemprego não foi possível obter uma evidência dado estas variáveis não se demonstrarem estatisticamente significativas. Desta forma, é possível constatar que a probabilidade de falência das empresas nesta indústria depende não só das suas características intrínsecas, mas também do contexto económico e setorial onde estas se inserem.

Nesta investigação foi ainda elaborado um modelo no qual foram introduzidas variáveis de estratégia empresarial. Através desse modelo, constatamos que os rácios “Ativos Intangíveis/ Ativo Total”, “CMVMC/ Vendas” e “Ativo Fixo Tangível/ Ativo Total” são estatisticamente significativos. Além disso, compreendemos que estas variáveis melhoram o ajustamento global do modelo, indicando que estas também são fundamentais para explicar a falência das empresas nesta indústria.

O contributo desta dissertação centra-se na criação de um modelo de previsão de falências que engloba variáveis de natureza diversificada. O *mix* de variáveis diversas e complementares mostrou-se fortemente estatisticamente significativo e muito útil na capacidade explicativa do modelo econométrico produzido para explicar a falência empresarial. Além disso, outro importante contributo é a aplicação deste modelo a um setor pouco estudado, o setor dos transportes de armazenagem, com informação estatística atualizada.

Quanto às limitações deste estudo, é importante referir que não foi possível examinar as alterações ao longo do período definido inicialmente, ou seja, de 2013-2023, devido à falta de empresas falidas para alguns anos. Deste modo, foi necessário restringir o período da amostra a 2020-2023 para a estimação dos modelos e obtenção dos resultados correspondentes. Enfrentamos também dificuldades em analisar detalhadamente o impacto da pandemia da Covid-19, dado que a crise pandémica ocorreu em 2020. Por último, uma outra limitação está relacionada com o facto da variável da categoria endividamento (Dívidas de MLP/ Ativo Corrente) não se revelar estatisticamente significativa.

Para pesquisas futuras sugere-se a inclusão de outras variáveis relativas ao setor tal como, a produtividade ou o número de trabalhadores empregues nesta indústria e outros rácios de estratégia empresarial como, por exemplo, o Capital Investido/ Vendas. Adicionalmente, seria também interessante aplicar este estudo para cada país com o

objetivo de compreender as suas especificidades ou para países externos à UE-27. Podem ainda ser realizados estudos para prever a falência das empresas para mais de um ano de antecedência.

Bibliografia

- Abdullah, N. A. H., Ahmad, A. H., Zainudin, N., & Rus, R. M. (2019). Predicting financially distressed small-and medium-sized enterprises in Malaysia. *Global Business Review*, 20(3), 627-639.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), pp. 589-609.
- Altman, E. I., Haldeman, R., & Narayanan, P. (1977). ZETATM Analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29- 54.
- Altman, E., & Sabato, G. (2007). Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. 43(3), pp. 332-357.
- Altman, E., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The Value Of Non-financial Information in SME Risk Management. 6(2), pp. 95-127.
- Antão, M. G., Peres, C. J., & Marques, H. M. (2018). Taxonomia da Falência e a Recuperação de Empresas – O Porquê do Insucesso. *European Journal of Applied Business Management, Special Issue of ICABM2018*, 30-58.
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Rhie, J.-W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting Studies*, 10(1), 93.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Bogdan, S., Šikić, L., & Bareša, S. (2021). Predicting Bankruptcy Based On The Full Population Of Croatian Companies. *Ekonomski pregled*, 72(5), 643-669.
- Bruneau, C., de Bandt, O., & El Amri, W. (2012). Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility. *Journal of Financial Stability*, 8(4), 219-235.
- Charitou, A., Neophytou, E., & Charalambous, C. (Fevereiro de 2004). Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK. *European Accounting Review*, 13(3), pp. 465-497.

Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE) aprovado pela Lei nº 8/2018, de 02/03.

Cultrera, Loredana & Brédart, Xavier. (2016). Bankruptcy prediction: The case of Belgian SMEs. *Review of Accounting and Finance*, 15, 101-119. 10.1108/RAF-06-2014-0059.

Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10(1), 167-179.

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

European Commission. (2023c). Transport and the Green Deal.

Eurostat. (2021). Freight transport statistics - Statistics Explained.

Gourinchas, P. O., Kalemli-Özcan, Ş., Penciakova, V., & Sander, N. (2020). *Estimating SME failures in real time: an application to the Covid-19 crisis* (No. w27877). National Bureau of Economic Research.

Kim, S. Y. (2011). Prediction of hotel bankruptcy using support vector machine, artificial neural network, logistic regression, and multivariate discriminant analysis. *The Service Industries Journal*, 31(3), 441-468.

Lennox, C. (1999). Identifying failing companies: a re-evaluation of the logit, probit and DA approaches. *Journal of economics and Business*, 51(4), 347-364.

Lippitt, J., P. Miesing e B. Oliver (1988) Competition and Corporate Capital Investment, *Business Forum*, 13 (1), 22-26.

Liu, J. (2009). Business failures and macroeconomic factors in the UK. *Bulletin of economic research*, 61(1), 47-72.

McCulloch, W. e Pitts, W. (1943). "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", *Bulletin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, pp. 115-133.

Murta, D. F. V. (2010). Quilómetros, euros e pouca terra: manual de economia dos transportes. Imprensa da Universidade de Coimbra.

- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp. 109-131.
- Platt, H., & Platt, M. (1994). Business Cycle Effects on State Corporate Failure Rates. *J Econ Bus*, 46, pp. 113-127.
- Prado, J. W., Vilamaior, A. G., Campos, A. C., & do Nascimento, T. B. P. (2020). Previsão Da Insolvência Empresarial Utilizando Redes Neurais Artificiais. *Revista Gestão e Desenvolvimento*, 17(2), 136-162.
- Sakhapov, R. L., Nikolaeva, R. V., Gatiyatullin, M. H., & Makhmutov, M. M. (2016). Risk management model in road transport systems. *Journal of Physics: Conference Series*, 738(1), 12008.
- Samad, A. (2012). Determinantes do risco de crédito da falência de bancos: evidências da falência de bancos nos EUA. *Pesquisa de Negócios Internacionais*, 5 (9), 10.
- Shane, S. (1996). Hybrid organizational arrangements and their implications for firm growth and survival: A study of new franchisors. *Academy of Management Journal*, 39(1), 216–234.
- Shumway, T. (2001). Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model. *The Journal of Business*, 74(1), pp. 101-124.
- Silva, A. F. (2014). Bankruptcy forecasting models civil construction. Tese de mestrado, ISCTE Business School. Instituto Universitário de Lisboa.
- Succurro, M. (2017). “Financial Bankruptcy across European Countries”. *International Journal of Economics and Finance*, vol 9, N° 7.
- Sung, T. K., Chang, N., & Lee, G. (1999). Dynamics of modeling in data mining: interpretive approach to bankruptcy prediction. *Journal of management information systems*, 16(1), 63-85.
- Zavgren, C. (1985). Assessing the vulnerability to failure of american industrial firms: a logistic analysis. *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), pp. 19-45.

Zmijewski, M. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, pp. 59-82.

Anexo

Anexo 1 – Número de empresas falidas por país para o período de 2020-2023

	2020	2021	2022	2023
Alemanha	134	152	65	22
Croácia	13	11	4	0
Eslováquia	0	4	1	0
Eslovênia	20	10	9	0
Espanha	118	74	54	0
Finlândia	23	20	23	7
França	44	27	4	0
Itália	269	272	251	2
Letônia	32	27	24	0
Lituânia	16	20	12	0
Países Baixos	126	122	117	73
Portugal	6	3	7	0
Suécia	29	52	55	3

Esta tabela é referida na página 16 deste estudo. Após a análise dos dados, a nossa amostra foi reduzida para o período de 2020-2023, incluindo apenas alguns dos países da UE-27, conforme acima listados.

Anexo 2 – Estatísticas descritivas para as empresas falidas⁴

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio-padrão	Categoria
Ativo Corrente/ Ativo Total	0.75	0.84	1.00	0.00	0.25	Liquidez
Fundo de maneo/ Ativo Corrente	0.21	0.19	1.00	-31.41	0.83	
EBITDA/ Despesas com juros	-230.32	6.17	384163	-649305	24989.57	Cobertura
EBIT/ Despesas com juros	-1045.61	1.36	212985	-669169.5	27100.05	
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	1.79	1.09	99.31	0.00	4.39	
Volume de negócio/ Ativo Total	0.006	0.0018	8.75	0.00	0.17	Atividade
Volume de negócios/ Ativo Corrente	0.0075	0.0026	8.75	0.00	0.17	
Ativo Corrente/ Volume de negócios	1431.57	371.85	2105000	0.11	40043.04	
Vendas/ Ativo Total	5.93	1.76	8750.34	0.00	165.49	
EBIT/ Volume de negócios	-3401.55	5.07	8987.15	-8580000	165398.5	Rendibilidade
EBITDA/ Ativo Total	-0.15	0.04	52.58	-75.84	2.27	
EBIT/ Ativo Total	-0.29	0.0095	1.36	-100.93	2.76	
Resultado Líquido/ Ativo Total	-0.35	0.0012	1.51	-185.03	4.06	
Resultado Líquido/ Capital Próprio	0.28	0.21	418.29	-642.92	15.87	
Resultado Líquido / Vendas	-34.39	0.0006	45.09	-82785	1610.34	
Capital Próprio/ Passivo Total	25.05	15.68	99.78	0.018	25.22	Endividamento
Passivo Corrente/ Capital Próprio	7.29	0.99	4338.82	-10120.73	209.94	
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.38	0.00	34.78	-0.13	1.34	

⁴ Todas as variáveis estão apresentadas em milhares de euros.

Anexo 3 – Estatísticas descritivas para as empresas ativas⁵

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio-padrão	Categoria
Ativo Corrente/ Ativo Total	0.62	0.63	1.03	-9.05	0.26	Liquidez
Fundo de maneo/ Ativo Corrente	0.27	0.25	1.94	-3.74	0.32	
EBITDA/ Despesas com juros	17299.13	20.71	0.000000015	-18635.12	1410972	Cobertura
EBIT/ Despesas com juros	10442.49	7.54	98437450	-2914562	921758.2	
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	2.35	1.50	98.23	0.002	3.75	
Volume de negócio/ Ativo Total	1.75	1.47	43.58	0.00	1.44	Atividade
Volume de negócios/ Ativo Corrente	3.26	2.61	334.62	0.00	4.69	
Ativo Corrente/ Volume de negócios	2.92	0.38	33049.50	0.00	279.33	
Vendas/ Ativo Total	1.69	1.42	43.58	0.00	1.44	
EBIT/ Volume de negócios	-0.99	0.034	1.96	-13398.50	115.84	Rendibilidade
EBITDA/ Ativo Total	0.13	0.11	3.83	-3.39	0.14	
EBIT/ Ativo Total	0.06	0.05	3.83	-3.54	0.14	
Resultado Líquido/ Ativo Total	0.04	0.03	3.83	-3.33	0.12	
Resultado Líquido/ Capital Próprio	-0.77	0.11	116.29	-6813.82	71.59	
Resultado Líquido / Vendas	0.026	0.024	23.56	-22.51	0.47	
Capital Próprio/ Passivo Total	40.37	36.04	100	0.001	26.76	Endividamento
Passivo Corrente/ Capital Próprio	7.93	0.94	72689.46	-5078.61	568.96	
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.65	0.16	1574.37	-0.37	13.18	

⁵ Todas as variáveis estão apresentadas em milhares de euros.

Anexo 4 – Modelo com as variáveis financeiras e não financeiras

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-10.61797	3.023082	-3.512300	0.0004
Fundo de Maneio/ Ativo Corrente	-1.169782	0.290720	-4.023739	0.0001
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.084229	0.203397	-0.414112	0.6788
Ativo Corrente/ Volume de Negócios	0.321254	0.173938	1.846945	0.0648
EBIT/ Ativo Total	-2.131449	0.728533	-2.925672	0.0034
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.045669	0.106156	0.430207	0.6670
Idade	-0.179185	0.180297	-0.993831	0.3203
Dimensão da empresa	1.070455	0.164507	6.507036	0.0000
McFadden R-squared	0.997199	Mean dependent var	0.103657	
S.D. dependent var	0.304830	S.E. of regression	0.013875	
Akaike info criterion	0.003336	Sum squared resid	2.093435	
Schwarz criterion	0.008699	Log likelihood	-10.15178	
Hannan-Quinn criter.	0.005144	Deviance	20.30355	
Restr. deviance	7248.405	Restr. log likelihood	-3624.202	
LR statistic	7228.101	Avg. log likelihood	-0.000933	
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	9754	Total obs	10882	
Obs with Dep=1	1128			

Esta tabela é referida na página 31 deste estudo.

Anexo 5 – Modelo com uma combinação de variáveis

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.296193	1.816923	-0.713400	0.4756
Fundo de Maneio/ Ativo Corrente	-0.246779	0.185416	-1.330948	0.1832
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.243182	0.094337	-2.577794	0.0099
Ativo Corrente/ Volume de Negócios	0.016675	0.009231	1.806379	0.0709
EBIT/ Ativo Total	-2.172677	0.574291	-3.783232	0.0002
Dívidas de MLP/ Ativo Corrente	0.024031	0.039901	0.602266	0.5470
Idade	-0.058495	0.006919	-8.454823	0.0000
Índice do Volume de Negócios	-0.010734	0.017093	-0.627962	0.5300
Taxa de juro	0.043462	0.221081	0.196591	0.8441
Taxa de crescimento real do PIB	0.012844	0.019931	0.644400	0.5193
Taxa de desemprego	-0.003303	0.022866	-0.144449	0.8851
McFadden R-squared	0.724057	Mean dependent var		0.104993
S.D. dependent var	0.306559	S.E. of regression		0.096595
Akaike info criterion	0.187441	Sum squared resid		99.87519
Schwarz criterion	0.194914	Log likelihood		-993.2171
Hannan-Quinn criter.	0.189962	Restr. deviance		7198.706
Restr. log likelihood	-3599.353	LR statistic		5212.272
Avg. log likelihood	-0.092694	Prob(LR statistic)		0.000000
Obs with Dep=0	9590	Total obs		10715
Obs with Dep=1	1125			

Esta tabela é referida na página 33 deste estudo.

Anexo 6 -Matriz de Correlações das variáveis financeiras⁶

	AC/AT	FUNM/ AC	EBITDA/ DESPJ	EBIT/ DESPJ	AC/ PC	VN/ AT	VN/ AC	AC/ VN	VEND/ AT	EBIT/ VN	EBITDA/ AT	EBIT/ AT	RL/ AT	RL/ CP	RL/ VEND	CP/ PT	PC/ CP	DIVIDLP/ AC
AC/AT	1																	
FUNM/AC	-0.0184	1																
EBITDA/DESPJ	0.0018	-0.0116	1															
EBIT/DESPJ	0.0021	-0.0115	0.9999	1														
AC/PC	0.1523	0.0609	-0.0025	-0.0025	1													
VN/AT	0.2477	0.0374	-0.0079	-0.0077	0.0557	1												
VN/AC	-0.3444	0.0498	-0.0090	-0.0090	- 0.0799	0.6625	1											
AC/VN	0.0829	-0.0198	-0.0022	-0.0022	- 0.0268	- 0.2345	- 0.2291	1										
VEND/AT	0.3291	0.0227	-0.0077	-0.0076	0.0130	0.4756	0.2344	- 0.0446	1									
EBIT/VN	0.0278	0.0186	0.00000520	0.0000582	0.0032	- 0.0216	- 0.0211	0.3454	0.0024	1								
EBITDA/AT	-0.0720	0.0469	0.0313	0.0316	0.0345	0.1262	0.1510	- 0.0718	0.0127	0.2275	1							
EBIT/AT	0.0844	0.0181	0.0237	0.0241	0.0477	0.1246	0.0579	- 0.0376	0.0138	0.2543	0.9261	1						
RL/AT	0.0700	0.0025	0.0229	0.0231	0.0437	0.1132	0.0496	- 0.0330	-0.0268	0.2374	0.8976	0.9728	1					
RL/CP	0.0088	0.0027	0.0015	0.0015	0.0124	0.0268	0.0230	- 0.0007	0.0017	0.0463	0.0893	0.0989	0.0990	1				
RL/VEND	0.0612	0.0342	0.0258	0.0259	0.0436	0.0379	0.0117	0.1677	0.0089	0.1956	0.2590	0.2872	0.2896	0.0427	1			
CP/PT	-0.1596	0.0511	0.0029	0.0031	0.1789	0.0184	0.0683	- 0.1145	-0.1044	-0.0045	0.2044	0.1473	0.1508	0.0413	0.0811	1		
PC/CP	0.0584	-0.0325	-0.0010	-0.0010	- 0.0297	- 0.0439	- 0.0549	0.0466	0.0106	-0.0043	-0.0499	-0.0334	- 0.0289	- 0.5975	-0.0117	- 0.1140	1	
DIVIDLP/AC	-0.4805	0.0606	-0.0046	-0.0047	- 0.0286	- 0.1561	0.3235	- 0.0386	-0.1621	-0.0031	-0.0020	-0.0433	- 0.0407	- 0.0011	-0.0622	0.0003	- 0.0248	1

⁶ As variáveis estão escritas de forma abreviada por questões de limitação de espaço da página, variáveis conforme Tabela 2.

Anexo 7: Resumo dos principais artigos

Autores	Título	Objetivo	Variável dependente	Principais variáveis explicativas	Amostra	Modelo
Abdullah et al. (2019)	<i>Predicting Financially Distressed Small- and Medium-sized Enterprises in Malaysia</i>	Identificar os fatores que podem prever a falência das PMEs na Malásia relativas ao setor da indústria transformadora durante 4,3,2 e 1 ano antes da falência	Variável <i>dummy</i> : • 1 se a previsão é a falência • 0 caso contrário	<i>Age; Size; Share capital; Total Liabilities/Total Assets; Short-term Liabilities/ Total Liabilities; Current Assets / Current Liabilities; Sales/Total Assets; Net Income/ Share capital</i>	Malásia; 2000-2010; 130, 111, 77 e 26 empresas falidas e 260, 222, 154 e 52 empresas saudáveis	<i>Logit; Método forward stepwise</i>
Succurro (2017)	<i>Financial Bankruptcy across European Countries</i>	Elaboração de um modelo de previsão de falência financeira em países da Europa Ocidental	Variável <i>dummy</i> : • 1 se a previsão é a falência • 0 caso contrário	<i>Age; Size; INDEBT_{INDEX} (Índice de endividamento); PROD_i (produtividade); duas variáveis <i>dummy</i>: a D_downi e a D_multi (igual a 1 para as empresas concentradas e para as multinacionais, 0 caso contrário, respetivamente)</i>	Países da Europa Ocidental; 2011-2015; 114 484 empresas falidas e 1 033 661 empresas ativas	<i>Logit</i>
Cultrera e Brédart (2016)	Bankruptcy prediction: the case of Belgian SMEs	Desenvolvimento de um modelo de previsão de falência para as PMEs belgas	Variável <i>dummy</i> : • 1 se a previsão é a falência • 0 caso contrário	<i>Size; Age; Current Assets/ Current Liabilities; EBIT/Total Assets; Total Equity/Total Assets; Tax Expenses/ Added Value; Cash Flow/Total Debt</i>	Bélgica; 2002-2012; 7152 empresas totais (sendo que 3576 dessas são empresas falidas)	<i>Logit</i>
Bruneau, de Bandt, & El Amri (2012)	Macroeconomic fluctuations and corporate financial fragility	Análise do efeito das variáveis macroeconómicas na vulnerabilidade das empresas não financeiras em França	Variável <i>dummy</i> : • 1 se a previsão é a falência • 0 caso contrário	<i>Total Gross Income/ Total Assets; Total Borrowing/ Total Liabilities; Liquid Assets/ Financial Debt; Business Credit received; Interest; Size; Inflation rate; Output gap; Long-term interest rate; Nominal exchange rate</i>	França; 1994-2006; 863 005 empresas totais (13 377 empresas falidas)	<i>Logit</i>

Altman e Sabato (2010)	<i>The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management</i>	Construção de um modelo de previsão de falência ajustado às PME's com recurso a informação não financeira	Variável <i>dummy</i> : • 1 se a previsão é a falência • 0 caso contrário	Lucros Retidos/Ativo Total; Log (<i>Size</i>); Log (<i>Age</i>); <i>AUDIT</i> ; <i>Number of CCJs</i> (<i>County Court Judgment</i>);	Reino Unido; 2000-2007; 5.749.188 empresas ativas e 66.833 empresas falidas	<i>Logit</i>
Altman e Sabato (2007)	<i>Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market</i>	Desenvolvimento de um modelo de previsão de falência especificamente para o setor das PME's e analisamos a sua eficácia em comparação com um modelo empresarial genérico	Variável <i>dummy</i> : • 1 se a previsão é a continuidade da empresa • 0 caso contrário	EBITDA/Ativo Total; Passivo Corrente/ <i>Equity</i> (<i>book value</i>); Lucros retidos/Ativo Total; <i>Cash</i> /Ativo Total; <i>EBITDA</i> /Gastos de Financiamento	Estados Unidos; 1994-2002; 120 empresas falidas e 1890 empresas ativas	<i>Logit</i>
Ohlson (1980)	<i>Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy</i>	Elaboração de um modelo probabilístico de falência utilizando rácios financeiros	<i>Cutoff point</i> : • Se $P > 0.5$, a previsão é a falência • Se $P < 0.5$, a previsão é a atividade	<i>Size</i> ; Passivo Total/Ativo Total; Resultado Líquido/Ativo Total; <i>Cash flow</i> Operacional/Passivo Total; Fundo de Maneio/Ativo Total; Passivo Corrente/Ativo Corrente	Estados Unidos; 1970-1976; 105 empresas falidas e 2058 empresas ativas	<i>Logit</i>
Altman (1968)	<i>Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy</i>	Criação de um modelo de previsão de falência para avaliar a qualidade dos rácios económico-financeiros como técnica analítica	<i>Score discriminante</i> (<i>Z</i>): • 1 se a previsão é a falência • 2 se a previsão é a atividade	Fundo de Maneio/Ativo Total; Lucros Retidos/Ativo Total; EBIT/Ativo Total; <i>Market value equity</i> / <i>Book value of total debt</i> ; Vendas/Ativo Total	Estados Unidos; 1946-1965; 33 empresas ativas e 33 empresas falidas	Análise discriminante multivariada