

MESTRADO
FINANÇAS E FISCALIDADE

Modelos de previsão de falências nas empresas europeias do setor da construção

Ana Catarina Antunes da Santa Cruz

M

2023



FACULDADE DE ECONOMIA



Modelos de previsão de falências nas empresas europeias do setor da construção

Ana Catarina Antunes da Santa Cruz

Dissertação

Mestrado em Finanças e Fiscalidade

Orientado por

Professor Doutor Francisco Vitorino da Silva Martins

2023

Agradecimentos

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

Aos meus pais e à minha irmã, a quem nunca conseguirei explicar por palavras o quão grata lhes sou. Sem eles, nada disto seria possível. Obrigada por me apoiarem em todos os momentos da minha vida.

Ao meu namorado, por ter sido o pilar do meu percurso académico e por ter acreditado em mim sempre, mesmo quando nem eu acreditava que seria capaz.

A todos os professores com quem me cruzei ao longo do percurso escolar e académico, agradeço por todos os conhecimentos fornecidos.

“Aqueles que passam por nós, não vão sós, não nos deixam sós. Deixam um pouco de si, levam um pouco de nós.” - Antoine de Saint-Exupéry

A todos, o meu sincero obrigada!

Resumo

O setor da construção é um dos setores mais afetado pela instabilidade económica e financeira que o mundo tem enfrentado nos últimos anos como consequência da crise financeira mundial, da pandemia Covid-19 e da guerra na Ucrânia. Deste contexto resultam problemas importantes que comprometem o normal funcionamento dos mercados de construção, em que se destaca do lado da oferta o aumento do custo dos materiais, a falta de mão de obra e o aumento do risco de insolvência das empresas.

A presente dissertação analisa as falências de empresas do setor da construção de um conjunto de países da UE-27 e propõe um modelo de previsão de falências combinando variáveis financeiras, não financeiras, variáveis agregadas relativas ao setor e variáveis macroeconómicas. A amostra em painel é constituída por informação obtida nas bases de dados *ORBIS*, *Pordata* e *Eurostat*, para 3436 empresas de 2019 a 2022.

Os resultados demonstram que as variáveis financeiras são importantes na explicação das falências, destacando-se os rácios de liquidez, cobertura dos juros e rentabilidade, cujos aumentos conduzem à redução do risco de insolvência, sendo que os aumentos dos rácios de endividamento e atividade levam a maior risco de falência. A monitorização destas variáveis pode permitir a tomada de decisões atempadas que alterem o caminho da insolvência e assegurem a continuidade das empresas no mercado. Verifica-se ainda que a antiguidade da empresa e o crescimento do volume de produção do setor reduzem o risco de insolvência, sendo que ao nível macroeconómico os aumentos da taxa de juro aumentam o risco de insolvência das empresas.

Assim, um modelo constituído por variáveis de diferente natureza fornece um conjunto de informação mais adequado para antecipar e prevenir as falências de empresas pertencentes ao setor estudado.

Palavras-chave: Previsão de falências; Modelo de Altman; UE-27; Setor da Construção; Logit

Abstract

The construction sector is one of the sectors most affected by the economic and financial instability that the world has been facing in recent years as a result of the global financial crisis, the Covid-19 pandemic and the war in Ukraine. This context results in major problems that compromise the normal functioning of the construction markets, in which the increase in the cost of materials, the lack of labour and the increased risk of insolvency of companies stand out on the supply side.

This dissertation analyses corporate bankruptcies in the construction sector of a set of 27-EU countries and proposes a bankruptcy prevision model combining financial and non-financial, aggregated sector- related and macroeconomic variables. The panel sample consists of information obtained from the ORBIS, Pordata and Eurostat databases, for 3436 companies from 2019 to 2022.

The results show that financial variables are important in explaining bankruptcies, with liquidity ratios, interest coverage and profitability standing out due to their explanatory capacity, whose increases lead to a reduction in the risk of insolvency, with increases in debt ratios and activity lead to a higher risk of bankruptcy. Monitoring these variables can enable timely decisions to be taken that will change the path of insolvency and ensure the continuity of companies in the market. It is also verified that the seniority of the company and the growth of the sector's production volume reduce the risk of insolvency, and at the macroeconomic level, increases in the interest rate increase the risk of insolvency of companies.

Thus, a model consisting of variables of different nature provides a more adequate set of information to anticipate and prevent bankruptcies of companies belonging to the studied sector.

Keywords: Bankruptcy Prediction; Altman Model; EU-27; Construction Sector; *Logit*

Índice

1. Introdução	1
2. Revisão de literatura	3
2.1. A falência	3
2.2. Modelos de previsão de falência	6
2.2.1. Análise univariada	6
2.2.2. Modelos <i>logit</i> e <i>probit</i>	7
2.2.3. Outros modelos de previsão de falência	11
2.3. O setor da construção e a previsão de falência	13
2.4. Objetivos e hipóteses de investigação	16
3. Dados e metodologia	17
3.1. Apresentação das variáveis	17
3.2. Modelo <i>logit</i>	21
3.3. Constituição da amostra	23
4. Resultados.....	26
4.1. Estatísticas descritivas.....	26
4.2. Modelo com variáveis financeiras	30
4.3. Modelo com uma combinação de variáveis	32
4.4. Modelos alternativos	34
5. Conclusão	37
Bibliografia	40
Anexo.....	43

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Sinais esperados e sinais obtidos por Ohlson (1980).....	8
Tabela 2 - Resultados obtidos dos modelos de ajustamento.....	9
Tabela 3 - Variáveis financeiras	18
Tabela 4 - Variáveis não financeiras.....	19
Tabela 5 – Variáveis relacionadas com o setor.....	20
Tabela 6 - Variáveis macroeconómicas	21
Tabela 7 - Empresas por grupo	23
Tabela 8 - Empresas falidas por país	24
Tabela 9 - Empresas ativas por país.....	24
Tabela 10 - Estatísticas descritivas do volume de produção da construção	26
Tabela 11 - Estatísticas descritivas do índice de preços de venda de habitações novas	27
Tabela 12 - Estatísticas descritivas de comparação entre empresas ativas e falidas	28
Tabela 13 - Variáveis financeiras selecionadas para a estimação.....	30
Tabela 14 - Modelo com variáveis financeiras	31
Tabela 15 - Modelo com combinação de variáveis	32
Tabela 16 - Modelo alternativo 1	34
Tabela 17 - Modelo alternativo 2.....	35

Índice de Figuras

Figura 1 - Fases e opções do processo de insolvência	4
Figura 2 - Determinantes e sintomas do fracasso empresarial	5

Lista de Abreviaturas

ADM - Análise Discriminante Múltipla

AIC - *Akaike information criterion*

BIC - *Schwarz criterion*

CAE - Classificação de Atividade Económica

CIRE - Código de Insolvência e Recuperação de Empresas

EBIT - *Earnings Before Interest and Taxes*

EBITDA - *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciations and Amortizations*

EUA - Estados Unidos da América

HQC - *Hannan-Quinn criterion*

PER - Processo Especial de Revitalização

PIB - Produto Interno Bruto

UE - União Europeia

1. Introdução

O atual contexto que o mundo está a atravessar tem sido um desafio diário para as empresas e os seus negócios. Efetivamente, desde 2008 que a economia mundial se mantém instável, primeiro, sofrendo as consequências profundas da crise financeira, depois com o aparecimento da pandemia Covid-19 e, no último ano, com a inflação muito agravada pela guerra na Ucrânia. Estes acontecimentos traduzem-se em instabilidade política, económica e financeira levando a que as empresas em geral estejam a enfrentar diversos problemas, problemas esses que podem resultar em processos de falência.

Nos dias de hoje, com o aumento da globalização e a crescente incerteza da economia, torna-se necessário entender e prever possíveis falências empresariais. A falência empresarial é um evento que provoca perdas substanciais a todas as partes interessadas de uma empresa nomeadamente credores, sócios/acionistas, empregados, parceiros, entre outros. Assim, a detenção de ferramentas que permitam aumentar a capacidade de prever acontecimentos futuros é uma mais-valia para a gestão de qualquer entidade.

Deste modo, é importante encontrar instrumentos que possibilitem analisar e acompanhar o desempenho da atividade de forma dinâmica para alertar e antecipar crises financeiras. A deteção antecipada de sinais de alerta de dificuldades financeiras permitirá aos empresários aumentar as hipóteses de reduzir os custos de uma possível reorganização ou até evitar a liquidação de uma empresa. Assim, por forma a evitar possíveis consequências irreversíveis na estabilidade financeira das entidades, é essencial a utilização dos modelos preditivos capazes de contribuir para a verificação atempada da possibilidade de processos de falência empresarial.

O presente estudo desenvolve a criação de um modelo de previsão de falências relativamente ao setor da construção na UE-27, com o objetivo de perceber de que forma as empresas nesta indústria podem prevenir-se e adotar medidas que minimizem a ocorrência da falência.

O setor da construção civil é um dos setores afetados pela incerteza e instabilidade económica, dado que, apesar de ter sido resiliente em relação à pandemia, a falta de matérias-primas e a subida do preço destas, da energia e dos materiais de construção tem sido uma das adversidades enfrentada pelas empresas pertencentes ao mesmo. Para além

disto, a falta de mão-de-obra é um dos desafios atuais mais preocupantes para este setor. Durante a grande crise de 2008 a construção entrou em profundo declínio, o que fez com que os trabalhadores migrassem para outros setores de atividade, ou até, que emigrassem à procura de melhores condições de vida. Essa atitude reflete-se agora na falta de mão de obra e, sendo que a procura é superior à oferta, o preço desta tem aumentado consideravelmente.

O interesse particular no setor da construção deve-se ao facto de ser um setor preponderante a nível europeu e mundial, uma vez que consegue gerar efeitos importantes na produção, no rendimento e no emprego de qualquer país. Além disso, as relações que cria com outros setores de atividade torna-o crucial para o desenvolvimento económico global.

Assim, esta investigação fornece contributos na medida em que tenta aferir em que medida as variáveis financeiras influenciam a probabilidade de uma empresa construtora vir a falir e, para além disso, diferenciando-se da grande maioria da literatura existente, insere variáveis não financeiras, variáveis macroeconómicas e variáveis relacionadas com o setor de atividade por forma a analisar a combinação linear das variáveis com maior poder discriminatório.

Esta dissertação organiza-se em vários capítulos, sendo o capítulo 2 dedicado à revisão de literatura, à definição de alguns conceitos relevantes e à definição dos objetivos e hipóteses de investigação. No capítulo 3 é exposta a definição da metodologia utilizada, no qual se apresenta a definição das variáveis usadas, a explicação do modelo adotado e a constituição da amostra. No capítulo 4 são apresentados os principais resultados e no capítulo 5 apresentam-se as conclusões obtidas no decorrer de todo o estudo, limitações do mesmo e perspetivas para novas investigações.

2. Revisão de literatura

Neste capítulo é definido o conceito de falência e feito um breve resumo dos principais estudos genéricos realizados ao longo da literatura para a previsão de falências empresariais. De seguida, é explorado o setor da construção e as suas principais características e feita uma breve revisão de literatura dos estudos de previsão já realizados relativos ao mesmo. Por fim, são definidos os principais objetivos deste estudo e as hipóteses que serão sujeitas a investigação.

2.1. A falência

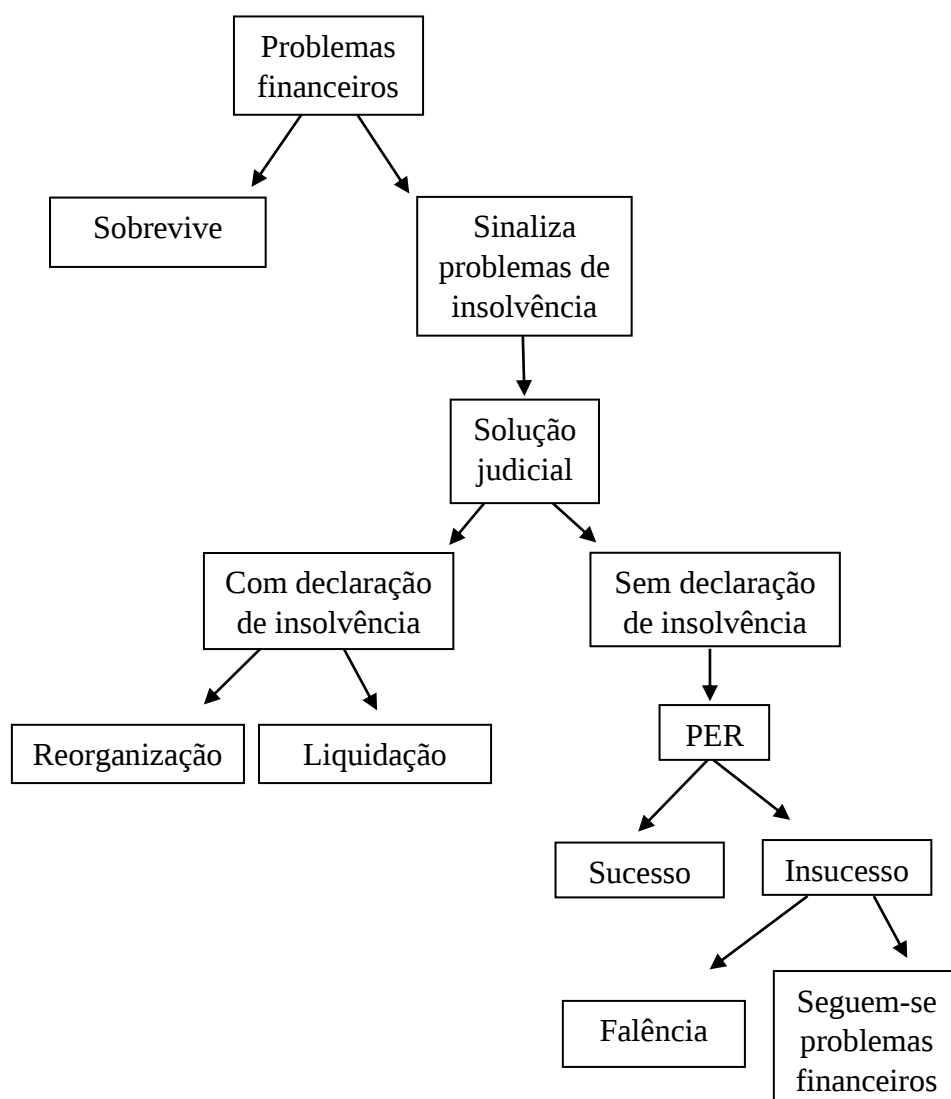
A definição do conceito de falência não é unânime ao longo da literatura de previsão de falência de empresas. Muitas vezes, aos conceitos de falência e insolvência é lhes atribuído o mesmo significado e, apesar de ao longo desta investigação os tratarmos como conceitos idênticos, é importante que inicialmente se compreenda a sua distinção.

Essa distinção está explícita no número 7 do Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de março que refere que: “a insolvência não se confunde com a falência, tal como atualmente entendida, dado que a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas, em que a primeira noção fundamentalmente consiste, não implica a inviabilidade económica da empresa ou a irrecuperabilidade financeira postuladas pela segunda.”. Assim, de acordo com o artigo 3º, n.º 1, do CIRE “é considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas”, ou seja, neste caso, existe ainda a possibilidade de a empresa vir a recuperar. No caso de entrar em estado de falência a empresa encontra-se impossibilitada de cumprir as suas obrigações, depois de se ter mostrado economicamente inviável ou considerado impossível a sua recuperação financeira, ou seja, não existe para esta qualquer hipótese de recuperar.

Silva, A. (2014) refere que sempre que uma empresa possui dificuldades financeiras deve tentar um acordo extrajudicial, sendo a solução mais económica. Este 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, terá de recorrer a uma solução judicial, isto é, a um processo de

insolvência. Quando a empresa entra num processo de insolvência existem dois possíveis cenários: sem declaração de insolvência ou com declaração de insolvência. No primeiro caso, é possível recorrer ao PER 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. O esquema seguinte resume todos os possíveis cenários e as consequências resultantes dos mesmos:

Figura 1 - Fases e opções do processo de insolvência

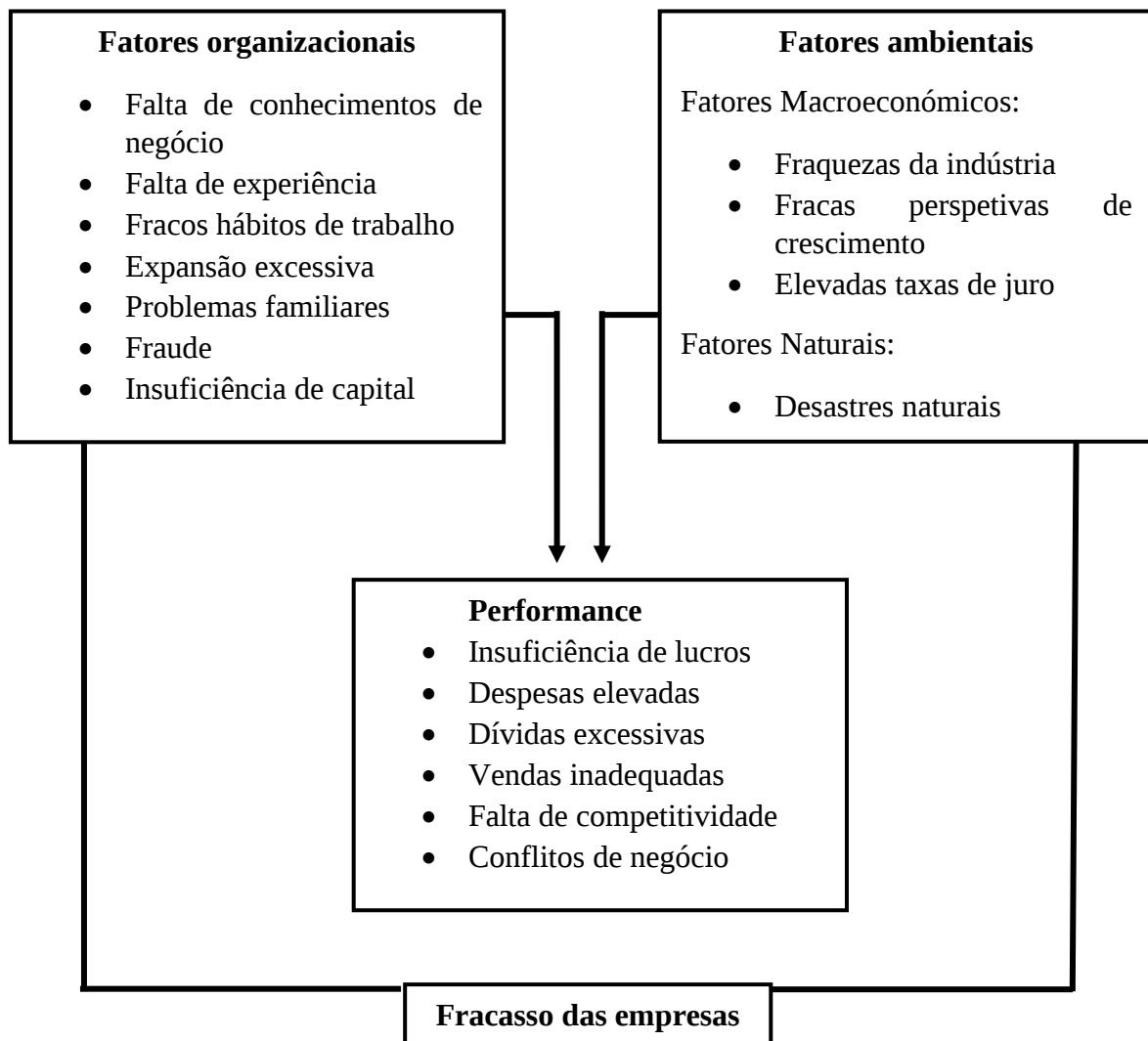


Fonte: Adaptado de Silva, A. (2014)

Assim, com base em modelos de previsão, é possível antecipar os diferentes cenários e estabelecer planos para minimizar a probabilidade de se atingirem cenários extremos de reorganização, liquidação ou até mesmo falência.

Tão importante como perceber o processo de falência de uma empresa, é compreender o porquê da mesma ocorrer, ou seja, que fatores contribuem para esse resultado. Arditi et al. (2000) realizaram um estudo que permite compreender quais os determinantes e os sintomas de fracasso nas empresas do setor da construção.

Figura 2 - Determinantes e sintomas do fracasso empresarial



Fonte: Adaptado de Arditi et al. (2000)

Os autores dividem os determinantes que levam ao fracasso das empresas em dois grandes grupos: fatores organizacionais e fatores ambientais. Os primeiros estão relacionados com questões internas das empresas e contemplam desde fatores financeiros a fatores relativos aos recursos humanos. O segundo grupo está relacionado com questões externas à empresa tais como desastres ambientais e assuntos macroeconómicos. Estes fatores levam a que as organizações comecem a apresentar sintomas tais como insuficiência de lucros, dívidas excessivas, falta de competitividade, conflitos de negócios, entre outros, que têm como resultado o fracasso empresarial.

2.2. Modelos de previsão de falência

A temática dos modelos de previsão de falência empresarial remota à década de trinta e é dotada de uma vasta literatura desenvolvida ao longo dos anos. Esta secção tem como principal objetivo apresentar um pequeno resumo dos trabalhos existentes sobre modelos de previsão de falências considerados importantes e relevantes para a investigação.

2.2.1. Análise univariada

Beaver (1966) foi pioneiro no desenvolvimento da temática da previsão de falência de empresas. Este desenvolveu uma investigação recorrendo à utilização da análise univariada, com recurso a rácios financeiros. O seu estudo baseou-se numa amostra de 79 empresas falidas e 79 empresas saudáveis, num conjunto de 38 indústrias diferentes, utilizando um *paired or matched sample* no tipo de indústria e dimensão do ativo de cada empresa.

Beaver começou por testar trinta rácios financeiros, sendo que apenas seis obtiveram médias significativas, conseguindo concluir que o rácio *Cash Flow*/Passivo Total era o que alcançava maior poder discriminatório para o período de previsão de cinco anos antes da data de falência. Os resultados corresponderam às expectativas, uma vez que o grupo das empresas falidas apresentava rácios de rentabilidade e liquidez inferiores aos rácios do grupo das empresas saudáveis. Através desta metodologia, o autor obteve uma

classificação correta em 87% e 78% das empresas para um e cinco anos antes da falência, respetivamente.

A principal crítica apontada a estes modelos é o facto de usarem as variáveis independentes como critério de avaliação e os rácios serem considerados individualmente (*single variable*), não possibilitando o estudo da determinação simultânea dos vários rácios e a sua interdependência, o que se por um lado facilita a compreensão e aplicação, por outro torna-se limitativo.

2.2.2. Modelos *logit* e *probit*

O modelo *logit* é uma técnica estatística que se obtém a partir de uma regressão logística e que utiliza a probabilidade condicionada. Neste modelo, a variável dependente é qualitativa, do tipo dicotómico ou binário, que pode assumir dois valores, 0 ou 1, e pode ser interpretada como a probabilidade de determinado evento ocorrer. No caso da previsão de falências este permite estimar a probabilidade de uma empresa vir ou não a falir, sendo que as variáveis explicativas consistem em rácios económico-financeiros das empresas em estudo, ou seja, o modelo tem em conta as características económico-financeiras específicas das empresas em investigação.

Assim, de modo a fazer face às limitações apresentadas pela análise discriminante múltipla, Ohlson (1980) estimou três modelos *logit* com dados *cross-section*. Este utilizou uma amostra desemparelhada de 105 empresas falidas e 2058 empresas saudáveis, com dados referentes ao período de 1970 a 1976. Ohlson (1980) refere que a amostra escolhida é considerada bastante representativa ao contrário do que acontece com o modelo de Altman et. al (1977) no qual o número de empresas falidas é exatamente igual ao número de empresas não falidas.

O modelo de James Ohlson (1980) contemplou nove variáveis explicativas que incluem sete rácios económico-financeiros e duas variáveis binárias descritos de seguida:

1. $SIZE = \log (\text{Ativo Total} / \text{Índice de preços GNP})$
2. $TLTA = \text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}$
3. $WCTA = \text{Fundo de maneio} / \text{Ativo Total}$

4. $CLCA = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Corrente}$
5. $OENEG = \text{Variável dummy que assume o valor 1 se o passivo total exceder o ativo total e 0 no caso contrário.}$
6. $NITA = \text{Resultado líquido} / \text{Ativo Total}$
7. $FUTL = \text{Fluxo de caixa operacional} / \text{Passivo Total}$
8. $INTWO = \text{Variável dummy que assume o valor 1 se o resultado líquido for negativo nos últimos dois anos e 0 no caso contrário.}$
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.

O autor testou três modelos *logit* com a finalidade de estimar a probabilidade de falência um ano antes (modelo 1) da ocorrência desse acontecimento, dois anos antes (modelo 2) e entre o primeiro e segundo anos (modelo 3). A tabela seguinte apresenta os sinais esperados das variáveis explicativas e os sinais efetivamente obtidos com a estimação dos modelos:

Tabela 1 - Sinais esperados e sinais obtidos por Ohlson (1980)

Variáveis	Sinal esperado	Sinal obtido (modelo 1)	Sinal obtido (modelo 2)	Sinal obtido (modelo 3)
SIZE	-	-	-	-
TLTA	+	+	+	+
WCTA	-	-	-	-
CLCA	+	+	-	+
OENEG	indefinido	-	-	-
NITA	-	-	-	-
FUTL	-	-	-	-
INTWO	+	+	-	-
CHIN	-	-	+	+

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

Relativamente à capacidade preditiva, Ohlson verificou que com um ano de antecedência o modelo é capaz de prever corretamente 96,12% das falências, com dois anos de antecedência 95,55% dos casos e com três anos de antecedência 92,84% dos

casos, ou seja, o modelo vai perdendo capacidade preditiva à medida que se afasta da data de ocorrência da falência. A tabela seguinte apresenta os resultados dos modelos de ajustamento estimados:

Tabela 2 - Resultados obtidos dos modelos de ajustamento

	Likelihood Ratio Index	Percentagem corretamente prevista
Modelo 1	0,8388	96,12
Modelo 2	0,7970	95,55
Modelo 3	0,719	92,84

Fonte: Adaptado de Ohlson (1980)

Com a utilização deste modelo e visto que as variáveis se demonstraram estatisticamente significativas, o autor conseguiu concluir que há 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.

A utilização de um modelo de regressão *logit* apresenta diversas vantagens tais como o facto de poder ser aplicado em amostras desproporcionais, não exigir uma relação linear entre as variáveis dependentes e independentes, não exigir que se siga uma distribuição normal, permitir que existam variáveis qualitativas e quantitativas no mesmo modelo, sendo assim mais robusto que o modelo de análise discriminante múltipla. Por outro lado, também apresenta limitações uma vez que, por exemplo, obriga a que os grupos estejam especificamente bem separados, assume que a probabilidade de falência está compreendida entre 0 e 1, especifica que as variáveis explicativas têm de ser independentes e exibe o problema eventual da multicolineariedade entre variáveis.

Após o estudo de Ohlson (1980) foram diversos os autores que adotaram o modelo *logit* para estudos de previsão de falência de empresas, nomeadamente, Zavgren (1985), Charitou et al. (2004), Altman e Sabato (2007), Succurro (2017), Pacheco et al. (2019), Balina et al. (2021), entre outros.

Zavgren (1985) critica o modelo de Ohlson, justificando que é um modelo débil com uma fraca base teórica e que utiliza uma amostra desemparelhada. 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, aplicando-o a uma amostra de empresas industriais americanas. A primeira amostra baseou-se num conjunto de dados de 45 empresas insolventes e 45 empresas saudáveis durante o período de 1972 a 1978 a partir da qual estimou o modelo para cada um dos cinco anos antes da falência. Posteriormente, recorreu a uma segunda amostra de menor dimensão, composta por 16 empresas insolventes e 16 saudáveis para avaliar o ajustamento do modelo, considerando o período de 1979 a 1980.

Zavgren (1985) conclui com o seu estudo que os rácios financeiros são variáveis estatisticamente significativas para a avaliação dos riscos de insolvência, sendo que os rácios de eficiência se revelam com maior poder discriminatório no longo prazo. Quanto aos rácios de liquidez, estes indicam que as empresas insolventes, um ano antes da falência, encontram-se mais interessadas na liquidez do que em oportunidades de investimento. Os rácios de endividamento evidenciaram-se significativos demonstrando que empresas insolventes possuem níveis de endividamento superiores às empresas saudáveis. Para além disso, o autor conclui que os rácios de rentabilidade não possuem poder discriminatório suficiente para distinguir empresas falidas de empresas não falidas.

Em 2007, Altman e Sabato adotaram o modelo *logit* para o desenvolvimento de uma investigação que tinha como principais objetivos estudar um conjunto de rácios financeiros relativos às pequenas e médias empresas dos EUA e identificar as variáveis com maior poder explicativo na determinação da capacidade de crédito de uma empresa. Os autores determinaram que uma maior probabilidade de falência está associada a menores níveis de atividade, liquidez e rentabilidade, tornando-se esses valores ainda mais evidentes quando estes recorreram à logaritmização das variáveis, dado que a capacidade preditiva do modelo aumentou cerca de 12 pontos percentuais (de 75% para 87%).

Tendo em conta o facto de que este modelo apenas tem em consideração variáveis financeiras e de modo a ultrapassar essa limitação, anos mais tarde, Altman, Sabato e Wilson (2010) elaboraram um novo estudo no qual, para além de variáveis financeiras, adicionaram variáveis explicativas não financeiras. No cômputo global, este modelo conseguiu obter uma capacidade de previsão superior ao modelo desenvolvido em 2007, demonstrando a importância da utilização deste segundo tipo de variáveis.

Quanto ao modelo *probit*, este é bastante semelhante à regressão logística, diferindo apenas na distribuição. Enquanto o modelo *logit* pressupõe que a probabilidade de falência acumulada assume a forma de uma função logística, o modelo *probit* pressupõe que a probabilidade de falência segue a função de densidade de probabilidade associada à distribuição normal.

Zmijewski (1984) foi o pioneiro na aplicação da análise *probit* em modelos de previsão de falência. O autor utilizou uma amostra composta por 40 empresas falidas e 800 empresas saudáveis para o período de 1972 a 1978, utilizando três variáveis explicativas, contudo os resultados foram inferiores aos do modelo *logit*.

Shumway (2001) desenvolveu um modelo que utiliza toda a informação disponível para estimar a probabilidade de uma empresa falir, utilizando uma amostra de 300 empresas falidas no período de 1962 a 1992. Este conclui essencialmente que fatores não económicos, como a dimensão da empresa e o histórico do ganho em ações, combinados com rácios financeiros, permitiram obter resultados melhores do que modelos que usam unicamente variáveis económicas.

2.2.3. Outros modelos de previsão de falência

Para além dos modelos referenciados anteriormente, que são preponderantes no desenvolvimento desta investigação, existem outros modelos criados ao longo do tempo por diversos autores na sequência do desenvolvimento da temática de previsão de falências.

Um dos estudos mais importantes e referenciados na literatura foi o de Altman (1968) no qual o autor aplicou a Análise Discriminante Múltipla (ADM) para conseguir estudar as relações entre os rácios. A ADM é uma técnica estatística que consiste em determinar uma combinação linear de variáveis discriminantes com a finalidade de distinguir estatisticamente dois grupos definidos no ponto de partida.

Utilizando uma amostra de 33 empresas insolventes e 33 empresas saudáveis, pertencentes à indústria manufatureira e localizadas no EUA, durante o período de 1946 a 1965 com características semelhantes no setor e na dimensão, o autor realizou uma

análise da qual resultou uma função discriminante, denominada Z-Score, constituída por cinco variáveis discriminantes:

$$Z = 0,012 X1 + 0,14 X2 + 0,033 X3 + 0,006 X4 + 0,999 X5^1$$

A função discriminante tinha capacidade de prever com precisão 95% das empresas insolventes e 97% das empresas saudáveis um ano antes da falência. No entanto, quando análise passava para os dois anos antes da falência a capacidade de previsão descia para 72%, bem como para 48% três anos antes da falência, para 29% quatro anos antes da falência e para 36% cinco anos antes da data de falência.

Alguns anos mais tarde, Altman et al. (1977) levaram a cabo algumas adaptações ao modelo inicial, dando origem a um novo modelo denominado ZETA. Partindo de uma amostra de 53 empresas falidas e 58 empresas ativas, pertencentes ao setor industrial e do retalho, 7 variáveis discriminantes e considerando o período de 1965 a 1972, este estudo permitiu obter uma melhor capacidade discriminatória do que o estudo anterior no segundo e quinto anos antes da data de falência. Assim, foi possível perceber que numa utilização multivariada e combinação linear, os rácios apresentam resultados estatisticamente mais significativos do que numa abordagem univariada.

Nos últimos anos, os modelos de previsão de falência têm sofrido bastante evolução tendo-se adotado novas metodologias empíricas baseadas em métodos de inteligência artificial tais como as redes neurais artificiais (RNAs), a *Support Vector Machine* (SVM), árvores de classificação, métodos baseados em *machine learning*, entre outros. Estes têm aumentado a sua popularidade, dado que as empresas exigem, cada vez mais, modelos que não se baseiem apenas em informação financeira.

Assim, os modelos desenvolvidos atualmente são, por um lado, resultado da evolução tecnológica, dado o aumento da complexidade dos *softwares* e, por outro lado, resultado do aumento da informação diversificada que está disponível para o público. Ainda assim, apesar de serem modelos bastante inovadores, são também mais complexos e com menor

¹ X1= Fundo de maneio /Ativo total; X2= Resultados transitados /Ativo total; X3= EBIT /Ativo total; X4= Valor de mercado dos capitais próprios /Passivo total; X5= Vendas/Ativo total.

fundamentação teórica do que, por exemplo, a regressão logística ou a análise discriminante múltipla.

2.3. O setor da construção e a previsão de falência

O setor da construção é considerado um dos setores mais importantes na economia de todos os países (Balina et al., 2021). Costa (2014) refere que esta é uma “atividade bastante específica que se caracteriza por uma grande diversidade de clientes (desde o Estado aos particulares), projetos, produtos (desde a habitação à construção de estradas), tecnologias e unidades produtivas (das menos evoluídas às mais evoluídas)”.

A principal razão para se definir como uma das indústrias mais importantes é o facto de estabelecer ligações com muitos outros setores de atividade, que estimulam o desenvolvimento económico dos países. Para além disso, é um importante componente do PIB e desempenha um papel crucial na criação de emprego para trabalhadores qualificados, semiquaificados e não qualificados. De acordo com a Comissão Europeia, o setor gera 18 milhões de empregos diretos e representa cerca de 9% do PIB da UE. Adicionalmente, trata-se de uma indústria capaz de impulsionar o crescimento económico e fornecer soluções para desafios sociais, climáticos e energéticos.

Por tudo isto, a indústria da construção é um setor muito sensível ao desenvolvimento económico do país ou- em condições de globalização - ao desenvolvimento económico global (Karas & Reznakova, 2017). A prova disso foi o profundo declínio do setor com a crise de 2008, a qual trouxe problemas económicos à generalidade dos países. A percentagem do PIB caiu drasticamente, houve um aumento do desemprego, bem como uma redução da liquidez em muitas outras entidades e indústrias relacionadas ao setor de construção devido ao congestionamento de pagamentos.

Assim sendo, e dado esta sensibilidade à situação económica dos países, a indústria da construção foi das mais afetadas durante a referida crise dado ter sido das indústrias com maior número de insolvências na Europa, tendo o número de empresas falidas aumentado abruptamente.

Neste contexto é importante deter uma medida correta de risco de insolvência de empresas tanto para fins de monitoramento interno quanto para investidores, acionistas, concorrentes reais ou potenciais da empresa e todas as partes interessadas (Succurro, 2017) (Balina R., 2018). Especialmente após esta crise financeira, tem havido uma necessidade geral de prever a insolvência e falência financeira das empresas.

Na literatura especializada é possível encontrar uma série de estudos sobre a construção de modelos de falência. No entanto, a maioria dos modelos foi derivada ou de dados de empresas da indústria manufatureira, ou de empresas de diferentes setores, pelo que não têm em consideração o ramo de negócios. De acordo com a visão de Marzal-Martinez, Barrachina-Martinez e De la Poza-Plaza (2014), a elaboração de modelos de previsão de falência para a indústria da construção é um fenómeno raro. Diversos autores destacam que os modelos existentes são inadequados para prever falências nesta indústria, isto porque acreditam que os mesmos perdem capacidade preditiva quando são usados em ambientes diferentes ou setores diferentes dos iniciais, defendendo assim que novos modelos devem ser criados para este setor (Heo & Yang, 2014); (Thomas Ng, M. W. Wong, & Zhang, 2011).

De acordo com a literatura, o setor da construção caracteriza-se por ser bastante específico sendo um setor de capital intensivo que requer projetos de longo prazo e grandes investimentos, pelo que leva muito tempo a receber o retorno do investimento. Portanto, possuindo uma estrutura de capital diferente de outras indústrias, os mesmos critérios usados para outras indústrias podem não servir para avaliar o risco financeiro desta. No entanto, autores como Giriuniene et al. (2019) negam essa hipótese referindo que é possível utilizar modelos não diretamente adequados para empresas de construção adaptando-os e adicionando variáveis que aumentem a sua capacidade preditiva. Assim sendo, é importante escolher o melhor modelo possível e adequá-lo às características conhecidas deste setor.

Vieira e Pinho (2013) realizaram um estudo que procurava determinar as variáveis consideradas determinantes para prever a probabilidade de insolvência das empresas portuguesas do setor da construção, considerando uma amostra de 150 empresas insolventes e 150 empresas ativas. Tendo em conta um conjunto de rácios económico-financeiros para analisar a previsão de insolvência os autores aplicaram modelos de

probabilidade linear, bem como os modelos *logit* e *probit*. Os resultados revelaram que o rácio Fluxos de caixa/ Ativo total era o mais significativo, sugerindo que quanto maior for o valor deste rácio, menor é a probabilidade de insolvência. Deste modo, estes modelos podem ajudar na determinação de alguns sinais de alerta, bem como no posicionamento relativo de cada empresa em termos de risco de insolvência. No entanto, é importante estar ciente de que situações de crise global podem influenciar os resultados.

Balina et al. (2021) desenvolveram uma investigação em que o principal objetivo foi construir um modelo que possa ser efetivamente utilizado na prática para analisar e sinalizar o risco de falência de uma construtora. Para além disso, o artigo tentou apresentar os principais fatores que permitiriam a identificação precoce dos sintomas da próxima falência financeira das empresas do setor de construção.

Considerando uma amostra de 80 empresas que operam neste setor nos anos de 2014 a 2018 na Polónia, os autores utilizaram três modelos diferentes: árvores de classificação, modelo *logit* e ADM. Os modelos finais estimados incluíram nove variáveis relacionadas à estrutura de ativos e passivos, rácios de liquidez, rentabilidade, eficiência operacional, endividamento, indústria, rácios de mercado e, para além destes, adicionaram rácios referentes ao próprio setor de atividade. Os modelos escolhidos obtiveram capacidades de previsão diferentes, sendo que o modelo das árvores de classificação apresentou a maior capacidade preditiva, seguido do modelo *logit* e, por fim, do ADM.

Mais recentemente, Sousa, Braga e Cunha (2022) contribuem para a literatura com o objetivo de entender a importância da inserção de variáveis macroeconómicas em modelos de previsão de falência. Utilizando um modelo baseado em regressão logística combinado com uma análise de componentes principais analisaram dados referentes a 1832 empresas construtoras portuguesas no período de 2009 até 2019. Os autores concluem que a inserção de indicadores macroeconómicos aumenta a precisão da previsão de falências, levando à construção de modelos mais eficazes em detetar sinais precoces.

2.4. Objetivos e hipóteses de investigação

Na elaboração de estudos relacionados com a previsão de falências é necessário ter em atenção a metodologia utilizada de modo a prever o melhor modelo possível. Deste modo, deve dar-se sobretudo importância às variáveis e rácios utilizados para concretizar de forma eficiente esse fim. De acordo com estudos anteriores, para além de variáveis financeiras que são essenciais, devem ser incluídas variáveis de natureza não financeira. Isto porque os rácios financeiros são facilmente manipulados pelos gestores de forma a distorcer a situação real da empresa e, para além disso, podem, por exemplo, não captar os efeitos do contexto macroeconómico e/ou setorial em que a empresa se insere.

Assim, o objetivo principal da presente investigação centra-se na elaboração de um modelo capaz de prever situações de falência no setor da construção civil na União Europeia, para o período mais recente disponível. Para isso, introduzem-se variáveis financeiras, não financeiras, variáveis relacionadas com o setor e variáveis macroeconómicas, de forma a analisar a combinação linear das variáveis que apresentam maior poder discriminatório.

Deste modo, formula-se o seguinte conjunto de hipóteses de investigação:

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

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

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

H3 - As variáveis agregadas relativas ao setor - volume de produção e preço de venda - influenciam a probabilidade de falência das empresas.

H4- As variáveis macroeconómicas de contexto- taxa de crescimento do PIB e taxa de juro real do crédito à habitação- influenciam a probabilidade de falência das empresas.

3. Dados e metodologia

Este capítulo apresenta, em primeiro lugar, as variáveis dependente e explicativas usadas nesta investigação, bem como os sinais que se espera que as mesmas venham a assumir na estimação dos modelos. Posteriormente, é apresentada com mais detalhe a metodologia utilizada, assim como a constituição da amostra.

3.1. Apresentação das variáveis

Variável dependente

Para a variável dependente usa-se uma variável qualitativa dicotómica relativa ao estado da empresa: falida versus não falida. Estas duas categorias são codificadas respetivamente com o valor 1 e o valor 0. O modelo *logit*, definido com o pressuposto de uma certa distribuição de probabilidade, calcula a probabilidade de se verificar o acontecimento “a empresa foi à falência” (sendo o seu complementar para 1, a probabilidade de a empresa “não ter ido à falência”). A distribuição de probabilidade associada neste estudo é a da distribuição logística (daí o modelo ser “*Logit*”), sendo que uma alternativa próxima assumida em estudos similares é a da distribuição normal (sendo o modelo designado de “*Probit*”).

Variáveis independentes

Quanto às variáveis independentes, também chamadas de variáveis explicativas, estas dividem-se em quatro grandes grupos: variáveis financeiras, variáveis não financeiras, variáveis relacionadas com o setor de atividade e variáveis macroeconómicas.

Variáveis financeiras

As variáveis financeiras organizam-se essencialmente em cinco categorias de rácios financeiros: liquidez, cobertura, atividade, rendibilidade e endividamento. Estes rácios foram escolhidos com base na significância que apresentaram noutros estudos e estão representados na tabela 3.

Tabela 3 - Variáveis financeiras

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal esperado
Liquidez	Fundo de maneo/ Ativo Total	Mede a situação de tesouraria da empresa, de modo a avaliar a capacidade para cumprir com as suas obrigações e auxiliar os gestores a antecipar problemas e oportunidades.	-
	Disponibilidades (Caixa)/Ativo Total		-
	Passivo Corrente/Passivo Total		+
Cobertura	EBITDA/Despesas com juros	Mede a capacidade de a empresa gerar resultados suficientes para suportar as suas obrigações de natureza financeira.	-
	EBIT/Despesas com juros		-
	Ativo Corrente/Passivo Corrente		-
Atividade	Volume de negócios/Ativo Total	Mede o grau de eficiência da empresa na gestão dos seus ativos e/ou vendas.	-
	Volume de negócios/Ativo Corrente		-
	Ativo Corrente/Volume de negócios		-
	Vendas/Ativo Total		-
Rendibilidade	EBIT/Ativo Total	Relaciona o lucro que uma empresa gera num determinado período com o seu próprio ativo, património ou volume de negócios.	-
	EBITDA/Ativo Total		-
	Resultados Transitados/Ativo Total		-
	EBIT/Volume de Negócios		-
	Resultado Líquido/Ativo Total		-
	Resultado Líquido/Capital Próprio		-
	Resultado Líquido/Vendas		-
Endividamento	Capital Próprio /Passivo Total	Indica em que medida a empresa utiliza capital alheio no financiamento das suas atividades, permitindo avaliar o grau de dependência de financiamento externo.	-
	Passivo Total/Ativo Total		+
	Passivo Corrente/ Capital Próprio		+

Relativamente aos coeficientes das variáveis pertencentes à categoria liquidez é esperado que assumam o sinal negativo uma vez que melhores níveis de tesouraria da empresa estão associados a menor probabilidade de falência. No entanto, o rácio “Passivo Corrente/ Passivo Total” é uma exceção dado que maiores níveis de dívida de curto prazo em relação à dívida total induzem maior probabilidade de falência, pelo que se espera um sinal positivo. Em relação às categorias cobertura, atividade e rendibilidade, é esperado que os coeficientes respetivos assumam valores negativos, pois quanto maior a capacidade de gerar resultados para suportar as suas obrigações e melhor for a eficiência na gestão dos seus ativos, menor será a probabilidade de falência. Já em relação aos coeficientes dos rácios pertencentes à categoria endividamento é esperado que assumam o sinal positivo dado que uma maior utilização de capital alheio aumenta a probabilidade de falência. No entanto, espera-se um sinal negativo relativo ao coeficiente do rácio Capital Próprio/ Passivo Total dado que quanto maior valor assume este rácio, menor o endividamento e, por conseguinte, menor a probabilidade de falência.

Variáveis não financeiras

Quanto às variáveis não financeiras e relativamente à variável idade, esta é introduzida dado que em estudos como os de Altman e Sabato (2010) e Sousa, Braga e Cunha (2022) os autores concluem que a idade está negativamente relacionada com a propensão para a falência, ou seja, quanto mais antiga for a empresa, menor será a probabilidade de vir a falir. Em relação à dimensão da empresa, medida através do número de funcionários, investigações anteriores tal como Pacheco et al. (2019) auferem que quanto maior o número de funcionários, menor será a probabilidade de falência.

Tabela 4 - Variáveis não financeiras

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

Variáveis relacionadas com o setor de atividade

Com o objetivo de complementar e diferenciar o estudo adicionaram-se duas variáveis relacionadas com o setor de atividade, visto estudos anteriores referirem que a introdução de variáveis setoriais aumenta a capacidade preditiva dos modelos globais (Balina, 2021).

A primeira variável escolhida para representar o setor da construção é o volume de produção da construção, medido através do índice de produção da construção. Este é um importante indicador para monitorizar e avaliar o desenvolvimento deste setor de atividade e é amplamente utilizado na análise dos ciclos económicos. O objetivo principal é demonstrar, com periodicidade regular, a evolução do volume da produção no curto prazo. Assim, é esperado um sinal negativo uma vez que, quanto maior for o volume de produção da construção menor será a probabilidade de uma empresa vir a falir.

A segunda variável escolhida é o preço de venda de habitações novas que deriva do índice de custos de construção de habitação nova da *Eurostat*. Este caracteriza-se por fornecer informações sobre a mudança nos custos reais em que o construtor tem de incorrer pelas atividades de construção, servindo de proxy para os preços de venda que as habitações novas auferem. Assim, espera-se que apresente uma relação negativa com a probabilidade de falência, uma vez que, quanto maior o preço de vendas das habitações, menor a probabilidade de falência das empresas de construção.

Tabela 5 – Variáveis relacionadas com o setor

Categoria	Variáveis	Sinal esperado
Setor de atividade	Volume de produção da construção	-
	Preços de venda de habitações novas	-

Variáveis macroeconómicas

Relativamente às variáveis macroeconómicas, estas são introduzidas dado vários estudos anteriores conduzidos por Platt & Platt (1994), Acosta-González et al. (2019) e Sousa, Braga, & Cunha (2022) terem demonstrado a significância deste tipo de variáveis na previsão do risco de falência das empresas. Para além disto, dado o setor da construção civil ser bastante conjetural, a introdução destas variáveis permite perceber qual o

impacto que o ambiente macroeconómico exerce sobre a saúde financeira das empresas em estudo.

No caso da variável de taxa de crescimento real do PIB, esta está correlacionada com os ciclos económicos. Deste modo, é esperado que em períodos de maior crescimento económico, menor seja a propensão para a falência, resultando numa relação negativa entre a taxa de crescimento real do PIB e a probabilidade de falência (Primor et al. (2020); Giriuniene et al. (2019)). Quanto à relação entre a variável taxa de juro do crédito à habitação e probabilidade de falência espera-se que seja positiva dado que, um aumento na taxa de juro sobre o crédito à habitação faz com que diminuam os empréstimos realizados para a compra de habitação, aumentando a instabilidade de lucros das empresas construtoras e, por conseguinte, aumentando a probabilidade das mesmas virem a falir (Pacheco et al. 2019). Também do lado da oferta, o aumento da taxa de juro real, faz subir os custos do endividamento e reduz a rentabilidade das empresas, aumentando o risco de insolvência. É importante salientar que a variável usada neste estudo é a taxa de juro real de crédito à habitação, isto é, a taxa de juro descontada da taxa de inflação.

Tabela 6 - Variáveis macroeconómicas

Categoria	Variáveis	Sinal esperado
Macroeconómicas	Taxa de crescimento real do PIB	-
	Taxa de juro real do crédito à habitação	+

3.2. Modelo *logit*

A literatura existente acerca do tema de estudo desta investigação utiliza duas principais técnicas estatísticas: a análise discriminante múltipla e a regressão logística. Nesta investigação utiliza-se um modelo de regressão logística uma vez que, de acordo com estudos efetivados anteriormente, esta é uma técnica que parece adequada para investigações relacionadas com a previsão de falência, apresentando normalmente resultados significativos.

A regressão logística apresenta vantagens relativamente à análise discriminante múltipla nomeadamente pelo facto de poder ser aplicada a amostras desproporcionais, não estar sujeita à obrigatoriedade de as variáveis independentes seguirem a distribuição normal e não estar sujeita à obrigatoriedade das matrizes de variância e covariância serem homogêneas em todos os grupos.

O modelo *logit* tem como função comparar a probabilidade de acontecimento de um evento com a probabilidade de não acontecimento desse mesmo evento. Este utiliza o método da máxima verosimilhança, em que o algoritmo permite estimar os coeficientes β que maximizam o logaritmo da função de verosimilhança. A variável dependente é uma variável *dummy* que assume o valor 0 se a empresa é saudável e 1 se a empresa entra em falência. Assim, a probabilidade da empresa entrar em falência (P) é dada por:

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

Sendo Z_i dado por:

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

E,

$P(Y_i = 1)$ 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,

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

Neste caso, usando dados em painel temos um duplo índice (i,t), em que cada empresa “i” é observada durante vários anos “t”.

3.3. Constituição da amostra

A amostra é composta por empresas não consolidadas pertencentes à UE-27 cuja classificação de atividade económica (CAE) está inserida na atividade de construção civil, nomeadamente a CAE 41 correspondente à promoção imobiliária (desenvolvimento de projetos e edifícios) e construção de edifícios, a CAE 42 correspondente a engenharia civil e a CAE 43 correspondente a atividades especializadas de construção.

As variáveis financeiras e não financeiras foram retiradas da base de dados *ORBIS*, considerando o período temporal entre 2019 e 2022 (em que num primeiro momento se retirou informação de 2013 a 2022, tendo-se reduzido ao período de 2019-2022 visto que não existiam empresas falidas para os anos de 2013 a 2018). As restantes variáveis macroeconómicas, bem como as variáveis relacionadas com o setor de atividade foram retiradas da base de dados *Eurostat* e *Pordata* para o período de 2013-2021.

A amostra final divide-se em dois grupos de empresas: as empresas ativas (não falidas) e as empresas falidas. Quanto ao grupo de empresas falidas, foram consideradas empresas com o estado “*Inactive*” no período da amostra. Para além disso, de modo a eliminar microempresas, exigiu-se que o número de empregados fosse superior a 10. O grupo de empresas ativas reúne empresas que estão designadas com o estado “*Active*” na base de dados, com pelo menos 10 anos de atividade. Após a aplicação de critérios foi feita uma seleção aleatória de empresas ativas com o objetivo de reduzir a discrepância entre o número de empresas ativas e o número de empresas falidas.

A tabela 7 apresenta o número total de empresas por grupo, falidas e ativas, em que o número de empresas ativas selecionadas para cada um dos anos era igual ao maior número de empresas falidas.

Tabela 7 - Empresas por grupo

Grupo	Nº de empresas
Falidas	2424
Ativas	1012
Total	3436

As tabelas seguintes apresentam os dados de cada um dos grupos de empresas distribuídos pelos diversos países, sendo que a amostra final contempla empresas de 16 diferentes países pertencentes à UE-27.

Tabela 8 - Empresas falidas por país

País	Empresas Falidas	Percentagem
Áustria	4	0.17%
República Checa	7	0.29%
Alemanha	373	15.39%
Estónia	20	0.83%
Espanha	348	14.36%
Finlândia	190	7.84%
França	220	9.08%
Croácia	69	2.85%
Irlanda	13	0.54%
Itália	394	16.25%
Lituânia	80	3.30%
Letónia	100	4.13%
Países Baixos	128	5.28%
Portugal	55	2.27%
Suécia	334	13.78%
Eslovénia	89	3.67%

Tabela 9 - Empresas ativas por país

País	Empresas Ativas	Percentagem
Áustria	10	0.99%
República Checa	10	0.99%
Alemanha	169	16.70%
Estónia	14	1.38%

Espanha	145	14.33%
Finlândia	66	6.52%
França	93	9.19%
Croácia	28	2.77%
Irlanda	10	0.99%
Itália	165	16.30%
Lituânia	32	3.16%
Letônia	44	4.35%
Países Baixos	43	4.25%
Portugal	20	1.98%
Suécia	124	12.25%
Eslovénia	39	3.85%

Como é possível observar, relativamente ao grupo de empresas falidas, o país com maior percentagem é a Itália representando 16,25% da amostra, seguida da Alemanha que representa 15,39%, Espanha representativa de 14,36% da amostra e a Suécia com uma representatividade de 13,78%.

Em relação ao grupo de empresas ativas, similarmente, a amostra contempla 16,70% de empresas alemãs, seguida de 16,30% de empresas italianas, 14,33% de empresas espanholas e 12,25% de empresas suecas.

4. Resultados

Na presente secção são investigados os resultados obtidos pelos diversos modelos estimados. Em primeiro lugar são analisadas as estatísticas descritivas relativas ao setor e relativas às características financeiras dos dois grandes grupos da amostra. Posteriormente, são analisados os resultados das estimações partindo do modelo mais simples que considera apenas rácios financeiros, até ao mais complexo que contempla variáveis não financeiras, variáveis relativas ao setor de atividade e macroeconómicas.

É importante referir que foi utilizado o lag de 1 ano na estimação de todos os modelos e que o software econométrico utilizado foi o *EVIEWS12*.

4.1. Estatísticas descritivas

A análise das estatísticas descritivas inicia-se por uma breve exploração das variáveis relativas ao setor da construção. Dado que esta investigação se distingue pela utilização de variáveis agregadas relativas ao setor de atividade, é importante perceber em que países esta indústria se encontra mais ou menos desenvolvida.

Nas tabelas 10 e 11 são apresentadas as estatísticas descritivas das variáveis “volume de produção da construção” e “preços de venda de habitações novas”, respetivamente.

Tabela 10 - Estatísticas descritivas do volume de produção da construção

Volume de produção da construção (Índice, base 2015=100)					
País	Média	Máximo	Mínimo	Mediana	Desvio-padrão
Áustria	111.2889	109.2	126.9	100	9.608931
República Checa	99.77778	100	109.2	89.7	6.208443
Alemanha	107.4	108.7	116.1	99	5.979279
Estónia	125.7444	127.1	155.1	100	21.2341
Espanha	97.24444	100.1	106	83.1	8.370081
Finlândia	106.9333	110.9	117.5	94.1	8.319717
França	100.4111	102	104.9	89	4.309527
Croácia	111.8778	108.2	135.5	100	11.40759

Irlanda	116.9889	124.2	144.8	85.7	19.61848
Itália	104.2667	101.9	121.5	97.1	6.923275
Lituânia	106.8222	103.6	125.6	88.7	12.79211
Letónia	107.3	100.6	127.4	83.4	14.98132
Países Baixos	113	116.9	129.2	90.9	14.46906
Portugal	102.3667	101.3	114.2	96.2	4.868447
Suécia	109.8667	114.3	123.2	90.3	12.85559
Eslovénia	112.6222	108.2	131.2	88	16.19061

Tabela 11 - Estatísticas descritivas do índice de preços de venda de habitações novas

Índice de preços de venda de habitações novas (Índice, base 2015=100)					
País	Média	Máximo	Mínimo	Mediana	Desvio-padrão
Áustria	120.2	120.2	124.8	115.6	4.684411
República Checa	118.65	118.65	122	115.3	3.400379
Alemanha	122.45	122.45	127	117.9	4.5521
Estónia	110.05	110.05	115	105.1	4.986803
Espanha	107.95	107.95	112.3	103.6	4.352208
Finlândia	106.7	106.7	109.5	103.9	2.802625
França	111.85	111.85	114.4	109.3	2.552039
Croácia	116.25	116.25	121.6	110.9	5.363842
Irlanda	112.35	112.35	115.3	109.4	2.982598
Itália	104.7	104.7	105.7	103.7	1.000447
Lituânia	121.8	121.8	125.7	117.9	3.908657
Letónia	131.65	131.65	136	127.3	4.357572
Países Baixos	131.75	131.75	134.3	129.2	2.553736
Portugal	113.65	113.65	117.2	110.1	3.561893
Suécia	115.45	115.45	119	111.9	3.551906
Eslovénia	116.95	116.95	122.9	111	5.961655

É possível perceber através da análise das tabelas que países como a Estónia, a Irlanda e a Eslovénia tiveram um crescimento médio de volume de produção superior durante o período da amostra (2013-2021) com base no ano de 2015, ano de base do índice. Por outro lado, a Espanha e a República Checa tiveram um crescimento médio inferior, tendo mesmo uma taxa de crescimento média de volume de produção negativa

durante o período estudado, visto que o valor médio apresentado é inferior a 100, sendo 100 o valor que serve de base para o índice.

Quanto ao índice relativo à variável preços de venda de habitações novas é possível constatar que houve uma taxa de crescimento média dos preços superior nos Países Baixos, na Letónia e na Alemanha. Pelo contrário, a taxa de crescimento foi inferior em países como a Itália, a Finlândia e a Espanha. No entanto, é importante salientar que em todos os países a taxa média de crescimento é positiva durante o período da amostra, ou seja, os preços, em média, cresceram ao longo dos anos.

A análise das estatísticas descritivas ao nível das variáveis financeiras é também importante para identificar e compreender as diferenças que possam existir entre o grupo de empresas falidas e o grupo de empresas ativas.

Beaver (1966) e Altman (1968) afirmam que os indicadores das empresas falidas tendem a piorar conforme se aproxima o momento da falência. Deste modo, é expectável do ponto de vista financeiro que empresas ativas apresentem melhores rácios de liquidez, atividade, cobertura e rendibilidade do que empresas falidas. Por outro lado, é expectável que empresas falidas apresentem maiores rácios de endividamento do que empresas ativas.

Na tabela seguinte é possível observar os valores médios e medianos das principais variáveis financeiras utilizadas neste estudo para cada um dos grupos da amostra. Em anexo, poderão ser consultadas integralmente as tabelas com as estatísticas descritivas de todas as variáveis financeiras, para o grupo de empresas falidas e o grupo de empresas ativas.

Tabela 12 - Estatísticas descritivas de comparação entre empresas ativas e falidas

		Média		Mediana	
		Empresas ativas	Empresas falidas	Empresas ativas	Empresas falidas
Liquidez	Fundo de Maneio/ Ativo Total	0.26	0.24	0.24	0.25
	Disponibilidades (Caixa)/Ativo Total	0.21	0.17	0.17	0.09
	Passivo Corrente/Passivo Total	0.73	0.8	0.81	0.9

Cobertura	EBITDA/Despesas com juros	-17538.6	5906.35	21.73	2.81
Atividade	Vendas/Ativo Total	1.69	46.78	1.43	2.22
Rendibilidade	EBIT/Ativo Total	0.07	-16.4	0.06	0.01
	Resultado Líquido/Ativo Total ²	5.19	-3.7	3.93	0.46
	Resultado Líquido/Capital Próprio ²	13.26	-9.81	11.19	11.77
Endividamento	Capital Próprio/Passivo Total ²	43.19	28.39	40.69	19.94
	Passivo Total/Ativo Total	0.57	90191.93	0.57	864.27

A exploração da tabela permite consolidar a ideia de que empresas ativas apresentam características significativamente diferentes de empresas falidas.

Relativamente aos rácios de liquidez, é possível perceber que os valores são bastante próximos entre os dois grupos de empresas, porém, ainda assim, os das empresas ativas apresentam valores superiores, tal como era esperado. Em relação ao rácio representativo da cobertura financeira (EBITDA/Despesas com juros), os valores médios para as empresas falidas são substancialmente superiores aos das ativas o que não vai de encontro ao esperado. No entanto, isto deve-se simplesmente a valores de uma empresa em que o denominador (Despesas com juros) apresenta valores muito baixos mesmo próximos de zero, daí o rácio das empresas falidas ser tão elevado. Assim sendo, quando se analisam os valores medianos é possível observar que estes são superiores para as empresas ativas. Quanto aos rácios pertencentes à categoria Atividade, ao contrário do que era expectável, apresentam maiores valores para empresas falidas do que para empresas ativas. Todavia, é possível que isto aconteça dado o setor da construção ser tão específico. Deste modo, é provável que empresas que caminham para a falência tendam a aumentar as vendas nos anos antecedentes à falência, o que tende a aumentar o rácio Vendas/Ativo Total. Para além disso, empresas falidas tendem a ter menores valores de ativo total, o que poderá levar aos resultados obtidos, sendo esta uma característica muito específica da presente amostra. Relativamente aos rácios de rentabilidade, em média os rácios das empresas falidas apresentam valores muito inferiores aos das empresas ativas, o que demonstra a

² Variável em percentagem. Todas as restantes variáveis estão apresentadas em milhares de euros.

difficuldade das primeiras em gerar lucros. Finalmente, os rácios de endividamento cumprem também integralmente o que era expectável, apresentando maiores valores para empresas falidas do que para empresas ativas, uma vez que empresas que resultam em falência tendem a endividar-se mais, recorrendo mais a financiamento externo.

Após a exploração das estatísticas descritivas, realizou-se uma análise da matriz de correlações conforme tabela em anexo. Esta análise teve como principal objetivo perceber que variáveis tinham correlações elevadas entre si, de modo a selecionar de forma mais acertada as melhores variáveis para a estimação dos modelos. Assim, como é possível observar na tabela 13 foi escolhido um rácio financeiro por cada categoria, correspondentes às categorias de Altman, que no seu conjunto permitem caracterizar da melhor forma possível o perfil financeiro de cada empresa e obter um melhor nível de ajustamento global do modelo.

Tabela 13 - Variáveis financeiras selecionadas para a estimação

Categoria	Rácios
Liquidez	Passivo Corrente/Passivo Total
Cobertura	EBITDA/Despesas com juros
Atividade	Volume de negócios/Ativo Total
Rendibilidade	Resultado Líquido/Ativo Total
Endividamento	Capital Próprio/Passivo Total

4.2. Modelo com variáveis financeiras

A tabela seguinte apresenta os resultados da estimação realizada, utilizando unicamente como variáveis explicativas os rácios económico-financeiros das empresas em estudo.

De realçar que, de modo a acautelar a eventual presença de heterocedasticidade na amostra e a garantir a consistência dos estimadores dos coeficientes, recorreu-se à correção de Huber-White.

Tabela 14 - Modelo com variáveis financeiras

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	-1.049466	0.280780	-3.737678	0.0002
Passivo Corrente/ Passivo Total	0.677227	0.357933	1.892049	0.0585
EBITDA/ Despesas com juros	-4.72E-06	5.02E-06	-0.940967	0.3467
Volume de Negócios/ Ativo Total	0.473492	0.065434	7.236190	0.0000
Resultado Líquido/ Ativo Total	-0.024871	0.008416	-2.955315	0.0031
Capital Próprio/ Passivo Total	-0.027639	0.003261	-8.475074	0.0000
McFadden R-squared	0.171659	Mean dependent var		0.380757
S.D. dependent var	0.485773	S.E. of regression		0.427435
Akaike info criterion	1.110623	Sum squared resid		221.0675
Schwarz criterion	1.135804	Log likelihood		-669.2587
Hannan-Quinn criter.	1.120102	Deviance		1338.517
Restr. deviance	1615.902	Restr. log likelihood		-807.9509
LR statistic	277.3844	Avg. log likelihood		-0.550377
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	753	Total obs		1216
Obs with Dep=1	463			

Através da tabela é possível verificar que todas as variáveis apresentam o sinal esperado, exceto a variável “Volume de Negócios/Ativo Total” correspondente à categoria Atividade. No entanto, é possível perceber que este resultado é coerente com o observado nas estatísticas descritivas, podendo justificar-se como uma especificidade concreta do setor da construção.

Atendendo ao nível de significância individual verificamos que todas as variáveis são estatisticamente significativas pelo menos ao nível de 1%, com a exceção da variável associada à Liquidez (Passivo Corrente/ Passivo Total) que é estatisticamente significativa ao nível de 10%. Para além disso, a variável associada à Cobertura (EBITDA/ Despesas com juros) não é estatisticamente significativa, apesar de apresentar o sinal esperado. Relativamente ao nível de significância estatística global do modelo, verifica-se que o modelo é estatisticamente significativo pelo menos a 1% [Prob (LR statistic) = 0.000000].

Assim, através do modelo apresentado é possível validar a hipótese 1 para 3 variáveis, ou seja, maiores níveis de liquidez e rentabilidade influenciam negativamente a probabilidade de falência. Por outro lado, maiores níveis de endividamento influenciam

positivamente a probabilidade de falência. Também é possível verificar que maiores níveis de cobertura influenciam negativamente a probabilidade de falência, apesar da variável não apresentar significância estatística individual.

4.3. Modelo com uma combinação de variáveis

O modelo abaixo reúne uma combinação de variáveis de diversos tipos com a finalidade de demonstrar que variáveis diferentes das variáveis económico-financeiras influenciam a probabilidade de falência e permitem melhorar a capacidade preditiva dos modelos estimados.

Neste modelo inserem-se, para além dos rácios económico-financeiros incluídos no modelo anterior, a “idade” que é uma variável não financeira, o “volume de produção da construção” como variável representativa do setor de atividade e a variável macroeconómica “taxa de juro real do crédito à habitação”, isto é, a taxa de juro de crédito à habitação descontada da taxa de inflação.

Para além destas, foi também testado um modelo (que se encontra em anexo), em que se incluiu a variável não financeira “dimensão da empresa”, medida através do número de funcionários, a variável pertencente ao setor de atividade “preços de venda de habitações novas” e a variável macroeconómica “taxa de crescimento do PIB” que, quando adicionadas ao modelo, não se mostraram estatisticamente significativas, sendo o modelo final, sem essas variáveis, o seguinte:

Tabela 15 - Modelo com combinação de variáveis

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	2.673693	0.643255	4.156504	0.0000
Passivo Corrente/ Passivo Total	0.876413	0.400346	2.189140	0.0286
EBITDA/Despesas com juros	-1.48E-05	5.12E-06	-2.879033	0.0040
Volume de Negócios/ Ativo Total	0.325703	0.071079	4.582286	0.0000
Resultado Líquido/ Ativo Total	-0.023518	0.008300	-2.833653	0.0046
Capital Próprio/ Passivo Total	-0.015343	0.003657	-4.195046	0.0000
Idade	-0.118609	0.013164	-9.009909	0.0000
Volume de produção da construção	-0.011271	0.005616	-2.006971	0.0448
Taxa de juro real do crédito à habitação	0.117973	0.044375	2.658529	0.0078
McFadden R-squared	0.364923	Mean dependent var		0.380757
S.D. dependent var	0.485773	S.E. of regression		0.348044
Akaike info criterion	0.858736	Sum squared resid		146.2093

Schwarz criterion	0.896507	Log likelihood	-513.1113
Hannan-Quinn criter.	0.872955	Deviance	1026.223
Restr. deviance	1615.902	Restr. log likelihood	-807.9509
LR statistic	589.6792	Avg. log likelihood	-0.421967
Prob(LR statistic)	0.000000		
Obs with Dep=0	753	Total obs	1216
Obs with Dep=1	463		

Através da exploração da tabela é possível aferir que, no que concerne às variáveis financeiras, esta estimação melhora a significância estatística individual da variável de Cobertura (EBITDA/ Despesas com juros) tornando a mesma significativa pelo menos a 1%, ou seja, conclui-se que a cobertura influencia negativamente a probabilidade de falência, validando a hipótese 1b). Para além disso, a significância estatística individual da variável de Liquidez (Passivo Corrente/ Passivo Total) aumenta ligeiramente, passando a ser significativa a 5%.

Em relação à variável não financeira “Idade”, esta segue o sinal esperado e é estatisticamente significativa a 1%, pelo que se valida a hipótese que afirma que quanto mais antiga é a empresa, menor a probabilidade de vir a falir.

No que concerne à variável macroeconómica “taxa de juro real do crédito à habitação” esta apresenta o sinal que se esperava que assumisse sendo significativa a 1%, ou seja, é coerente com a ideia de que aumentos nas taxas de juro de crédito à habitação fazem com que os empréstimos realizados para a compra da mesma diminuam, aumentando a instabilidade de lucros das empresas pertencentes ao setor da construção e, por conseguinte, aumentando a probabilidade das mesmas virem a falir.

No que respeita à variável do setor da construção “volume de produção da construção” é possível constatar que apresenta sinal negativo, o que vai de encontro ao esperado e é estatisticamente significativa a 5%, ou seja, valida-se a hipótese de que em períodos em que os níveis de produção da construção são maiores, existe menor probabilidade de empresas pertencentes a este setor virem a falir.

Relativamente 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].

Por fim, é possível afirmar que a introdução de variáveis financeiras, não financeiras, agregadas relativas ao setor e macroeconómicas conseguem explicar melhor a falência de empresas do que quando apenas são incluídas variáveis financeiras. Isto porque, observando o *R-Squared* (R^2) é possível constatar que o ajustamento global do modelo melhorou relativamente ao modelo anterior, sendo que era de 17,2% no primeiro e aumentou para 36,5% no segundo.

Esta melhoria pode também ser observada através dos indicadores AIC, BIC e 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 14, é possível observar que os valores de AIC, BIC e HQC são de 1,110623, 1,135804 e 1,120102, respetivamente. Posteriormente, no segundo modelo que inclui os restantes tipos de variáveis os valores de AIC, BIC E HQC diminuem para 0,858736, 0,896507 e 0,872955, respetivamente.

4.4. Modelos alternativos

De modo a estudar a consistência dos resultados obtidos e aferir que o procedimento metodológico é robusto foram estimados dois modelos alternativos em que se utilizam rácios financeiros diferentes dos utilizados anteriormente, dentro de cada categoria.

No primeiro modelo alternativo são alterados os rácios financeiros pertencentes às categorias atividade, rendibilidade e endividamento.

Tabela 16 - Modelo alternativo 1

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	1.892534	0.497451	3.804467	0.0001
Passivo Corrente/ Passivo Total	0.768456	0.309950	2.479290	0.0132
EBITDA/ Despesas com juros	3.77E-06	5.63E-06	0.669543	0.5031
Vendas/ Ativo Total	0.330214	0.054371	6.073381	0.0000
EBIT/ Ativo Total	-3.349944	0.457358	-7.324552	0.0000
Passivo Corrente/ Capital Próprio	0.001128	0.000393	2.868307	0.0041
Idade	-0.116479	0.009256	-12.58433	0.0000
Volume de produção da construção	-0.007082	0.003961	-1.787704	0.0738
Taxa de juro real do crédito à habitação	0.124678	0.032096	3.884577	0.0001
McFadden R-squared	0.375093	Mean dependent var		0.394430

S.D. dependent var	0.488852	S.E. of regression	0.349713
Akaike info criterion	0.847350	Sum squared resid	240.4397
Schwarz criterion	0.872815	Log likelihood	-827.7577
Hannan-Quinn criter.	0.856706	Deviance	1655.515
Restr. deviance	2649.220	Restr. log likelihood	-1324.610
LR statistic	993.7048	Avg. log likelihood	-0.419118
Prob(LR statistic)	0.000000		
Obs with Dep=0	1196	Total obs	1975
Obs with Dep=1	779		

Como é possível observar os resultados são similares aos obtidos nos modelos apresentados anteriormente. Todas as variáveis demonstram significância estatística e apresentam o sinal em conformidade com o esperado, exceto a variável “EBITDA/Despesas com juros” que, tal como no primeiro modelo estudado, não apresenta significância estatística individual. Ao nível da significância estatística global percebe-se que este modelo é estatisticamente significativo pelo menos a 1% [Prob (LR statistic) = 0.000000].

Num novo modelo pretende-se que as variáveis explicativas sejam todas significativas se possível a 1%, ou então a 5%, de nível de significância e com o sinal do coeficiente corretamente justificado. Neste modelo são alteradas as variáveis financeiras pertencentes às categorias liquidez, cobertura, rendibilidade e endividamento sendo substituídas por rácios financeiros diferentes.

Tabela 17 - Modelo alternativo 2

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	4.240384	0.405641	10.45353	0.0000
Caixa/ Ativo Total	-1.143141	0.366369	-3.120187	0.0018
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	-0.152255	0.054101	-2.814249	0.0049
Volume de Negócios/ Ativo Total	0.253607	0.040473	6.266049	0.0000
Resultado Líquido/ Vendas	-0.000155	2.98E-05	-5.200486	0.0000
Passivo Corrente/ Capital Próprio	0.001125	0.000287	3.927747	0.0001
Idade	-0.141225	0.008666	-16.29705	0.0000
Volume de produção da construção	-0.015040	0.003228	-4.659041	0.0000
Taxa de juro real do crédito à habitação	0.083682	0.030241	2.767163	0.0057
McFadden R-squared	0.388200	Mean dependent var	0.395645	
S.D. dependent var	0.489089	S.E. of regression	0.342431	
Akaike info criterion	0.828683	Sum squared resid	284.3526	
Schwarz criterion	0.850119	Log likelihood	-999.5068	
Hannan-Quinn criter.	0.836476	Deviance	1999.014	
Restr. deviance	3267.432	Restr. log likelihood	-1633.716	

LR statistic	1268.419	Avg. log likelihood	-0.410644
Prob(LR statistic)	0.000000		
Obs with Dep=0	1471	Total obs	2434
Obs with Dep=1	963		

Neste caso, todas as variáveis são significativas a 1% apresentando o sinal esperado e, no caso da variável de atividade, coerente com os sinais apresentados anteriormente. Ao nível da significância estatística global percebe-se que este modelo é também estatisticamente significativo a 1% [Prob (LR *statistic*) = 0.000000]. Para além disso, o coeficiente de determinação (R^2) aumenta ligeiramente para 38,82%, o que significa que as variáveis presentes no mesmo explicam melhor a probabilidade de determinada empresa vir a falir.

Assim sendo constata-se que os resultados obtidos pelos modelos alternativos, são consistentes com os resultados obtidos anteriormente. Através destes, é possível afirmar que a probabilidade de uma empresa pertencente ao setor da construção entrar em falência tem uma relação negativa com a liquidez, a cobertura e a rendibilidade. Por outro lado, apresenta uma relação positiva com o endividamento e a atividade. Posto isto, é importante que as empresas estejam atentas à saúde financeira, de modo a assegurar a sua continuidade no mercado.

Para além disso, verifica-se que a antiguidade da empresa reduz o risco de falência, o que também se confirma para o aumento do volume de produção do setor, constatando-se ainda ao nível macroeconómico que os aumentos da taxa de juro são também significativos e aumentam o risco de falência das empresas. Deste modo, é fundamental que estas tenham em atenção o contexto macroeconómico e setorial em que se inserem, dada a significância dos mesmos para a realização de tomadas de decisão da gestão mais informadas, atempadas e consistentes.

5. Conclusão

A falência é um fenómeno cada vez mais comum com o crescimento da incerteza e instabilidade da economia global e com as crises que o mundo tem enfrentado. Desde a crise mundial de 2008 à pandemia Covid-19, as empresas têm sido obrigadas a enfrentar desafios reais e constantes. Assim sendo, as organizações mais protegidas são as que possuem ferramentas e instrumentos que permitam prever dificuldades financeiras e detetar possíveis sinais de alerta. Os modelos estudados para a previsão de falências empresariais assumem um papel importante, na medida em que demonstram que indicadores têm maior capacidade explicativa para que, quando detetados antecipadamente, possam servir de ferramentas de gestão fundamentais para a atividade financeira das empresas.

Esta investigação teve como principal objetivo estudar a previsão de falências das empresas não consolidadas pertencentes ao setor da construção na UE-27 considerando variáveis de diferentes naturezas, tais como variáveis financeiras, não financeiras, agregadas relativas ao setor de atividade e macroeconómicas.

Os dados financeiros e não financeiros foram extraídos 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 apresentados são válidos para empresas do setor da construção com mais de 10 trabalhadores em que o perfil temporal usado nos modelos de previsão de falência contempla o período de 2019 a 2022.

Através da análise das estatísticas descritivas distinguiu-se os dois grupos da amostra verificando-se que as empresas falidas apresentavam menores níveis de liquidez, cobertura e rentabilidade do que empresas ativas, comprovando que possuem menor capacidade de gerar lucro e de cumprir com as suas obrigações. Por outro lado, empresas ativas apresentavam menores níveis de endividamento e atividade do que as falidas.

Os resultados obtidos nesta investigação permitem afirmar que tanto variáveis financeiras, como não financeiras, variáveis do setor e macroeconómicas são importantes para a previsão de falências das empresas pertencentes à indústria da construção. Para além disso, é possível concluir que empresas construtoras têm menor probabilidade de vir a falir quanto maiores níveis de liquidez, cobertura e rentabilidade apresentarem e quanto

menores níveis de endividamento e atividade exibirem. Já em relação à idade das empresas conclui-se que empresas mais antigas têm menor probabilidade de virem a falir do que empresas mais recentes.

Quanto às variáveis agregadas relativas ao setor de atividade verificou-se a sua importância para a previsão de falência através da variável “volume de produção da construção”, já que a variável “preços de venda de habitações novas” não se demonstrou estatisticamente significativa. Assim sendo, maiores níveis de produção da construção correspondem a menor probabilidade de falência das empresas desta indústria, como era esperado. Relativamente às variáveis de carácter macroeconómico obteve-se evidência de que maiores taxas de juro reais do crédito à habitação levam a que a probabilidade de falência aumente. Em relação à taxa de crescimento do PIB não foi possível obter evidência dado esta variável não se mostrar estatisticamente significativa. Deste modo, é possível constatar que a probabilidade de falência das empresas deste setor depende, em simultâneo, das suas características intrínsecas e também do contexto económico e setorial onde estão inseridas.

O fator diferenciador desta dissertação passou pela criação e aplicação de um modelo de previsão de falências que conjuga variáveis de diversas naturezas e, sobretudo, variáveis diretamente relacionadas com o setor de atividade. Como principais limitações do estudo é importante referir que não foi possível analisar alterações durante o período da amostra inicialmente previsto, de 2013 a 2022, uma vez que os dados mais recentes fornecidos pela base de dados para empresas falidas que detínhamos eram de 2019, não existindo empresas falidas nos anos anteriores a este. Assim sendo, foi necessário limitar o período temporal a 2019-2022 para a estimação dos modelos e obtenção de resultados. Outra limitação está relacionada com o sinal contrário ao esperado das variáveis pertencentes à categoria atividade, certamente justificado pela especificidade que este setor de atividade apresenta.

Para pesquisas futuras sugere-se a inclusão de outras variáveis macroeconómicas tais como a taxa de inflação e/ou a taxa de desemprego e de outras variáveis agregadas relativas ao setor, como por exemplo, o nº de licenças de construção atribuídas e/ou o número de pessoas empregadas nesta indústria. Além disso, seria interessante incluir uma variável *dummy* para analisar a previsão de falência antes e depois da crise da pandemia

do Covid-19. Investigações futuras poderão também, por exemplo, aplicar este modelo especificamente para cada país ou para grupos de países externos à UE-27.

Bibliografia

- Acosta-González, E., Fernández-Rodríguez, F., & Ganga, H. (2019). Predicting Corporate Financial Failure Using Macroeconomic Variables and Accounting Data. *Comput Econ*, 53, pp. 227-257. doi:<https://doi.org/10.1007/s10614-017-9737-x>
- 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.
- Arditi, D., Koksall, A., & Kale, S. (2000). Business failures in the construction industry. *Engineering, Construction and Architectural Management*, 7(2), pp. 120-132.
- Balina, R. (2018). Forecasting bankruptcy risk in the contexts of credit risk management- a case study on wholesale food industry in Poland. *International Journal of Economic Sciences*, 7(1), pp. 1-15. doi:10.20472/ES.2018.7.1.001
- Balina, R., Idasz-Balina, M., & Azam Achsani, N. (2021). Predicting Insolvency of the Construction Companies in the Creditworthiness Assessment Process-Empirical Evidence from Poland. *Journal of Risk and Financial Management*, 14, p. 453.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- 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.
- Costa, H. (2014). Modelo de previsão de falência: o caso da construção civil em Portugal. *Dissertação de mestrado*. Faculdade de Economia da Universidade do Algarve, Portugal.
- Giriuniene, G., Giriunas, L., Morkunas, M., & Brucaite, L. (2019). A Comparison on Leading Methodologies for Bankruptcy Prediction: The Case of the Construction Sector in Lithuania. *Economies*, 7, pp. 1-20. doi:<https://doi.org/10.3390/economies7030082>

- Heo, J., & Yang, J. Y. (2014). AdaBoost based bankruptcy forecasting of Korean construction companies. *Applied Soft Computing*, 24(1), pp. 494-499. Obtido de <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2014.08.009>
- Karas, M., & Reznakova, M. (2017). Predicting the Bankruptcy of Construction Companies: A CART-Based Model. *Inzinerine Ekonomika-Engineering Economics*, 28(2), pp. 145-154. doi:<http://dx.doi.org/10.5755/j01.ee.28.2.16353>
- Marzal-Martínez, E., Barrachina-Martínez, I., & De la Poza-Plaza, E. (2014). Forecasting the Bankruptcy of Spanish Construction Companies throughout Multivariate Analysis. *Vision 2020: Sustainable Growth, Economic Development, and Global Competitiveness*.
- Nouri, B., & Soltani, M. (2016). Designing a bankruptcy prediction model based on account, market and macroeconomic variables (Case Study: Cyprus Stock Exchange). *Iranian Journal of Management Studies*, 9(1), pp. 125-147. doi:<https://doi.org/10.22059/ijms.2016.55038>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), pp. 109-131.
- Pacheco, L. M., Rosa, R., & Oliveira Torres, F. (2019). Risco de Falência de PME: evidência no setor de construção em Portugal. *Innovar*, 29(71), pp. 143-157. doi:<https://doi.org/10.15446/innovar.v29n71.76401>
- Pham Vo Ninh, B., Do Thanh, T., & Vo Hong, D. (2018). Financial distress and bankruptcy prediction: An appropriate model for listed firms in Vietnam. *Economic Systems*, 42, pp. 616-624. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecosys.2018.05.002>
- Platt, H., & Platt, M. (1994). Business Cycle Effects on State Corporate Failure Rates. *J Econ Bus*, 46, pp. 113-127. doi:[https://doi.org/10.1016/0148-6195\(94\)90005-1](https://doi.org/10.1016/0148-6195(94)90005-1)
- Primor, R., Carvalho, P. V., & Curto, J. D. (2020). Macroeconomic determinants of credit risk: evidence from the Eurozone. *International Journal of Finance and Economics*, pp. 1-19. doi:<https://doi.org/10.1002/ijfe.2259>
- 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.
- Sousa, A., Braga, A., & Cunha, J. (2022). Impact of macroeconomic indicators on bankruptcy prediction models: Case of the Portuguese construction sector. *Quantitative Finance and Economics*, 6(3), pp. 405-432. doi:10.3934/QFE.2022018
- Succurro, M. (2017). Financial Bankruptcy across European Countries. *International Journal of Economics and Finance*, 9(7). doi:10.5539/ijef.v9n7p132

- Thomas Ng, S., M. W. Wong, J., & Zhang, J. (2011). Applying Z-score model to distinguish insolvent construction companies in China. *Habitat International*, 35(4), pp. 599-607. Obtido de <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2011.03.008>
- Vieira, E., & Pinho, C. (Janeiro de 2013). Insolvency prediction in the Portuguese construction industry. *Marmara Journal of European Studies*, 21(2), pp. 143-164.
- 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 - Estatísticas descritivas das empresas falidas

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio-Padrão
Fundo de Maneio/ Ativo Total	0.24	0.25	1	-9.700658	0.508512
Disponibilidades (Caixa)/Ativo Total	0.17	0.09	1	-1.083031	0.204719
Passivo Corrente/Passivo Total	0.80	0.90	1.35	0	0.24849
EBITDA/Despesas com juros	5906.35	2.81	5671842	-22824	169304.7
EBIT/Despesas com juros	5166.65	1.16	5419692	-43651.27	155812.8
Ativo Corrente/Passivo Corrente ³	1.89	1.21	86.11	0	3.517574
Volume de negócios/Ativo Total	46.70	2.25	67628	-0.040574	1656.176
Volume de negócios/Ativo Corrente	0.01	0	4.30	-0.000041	0.106768
Ativo Corrente/Volume de negócios	44419.75	353.15	72244217	-60020.06	1771597
Vendas/Ativo Total	46.78	2.22	67628	0	1658.656
EBIT/Ativo Total	-16.40	0.01	2234.44	-27830.5	694.1765
EBITDA/Ativo Total	-18.97	0.03	2234.44	-27582.5	746.6344
Resultados Transitados/Ativo Total	-92.22	0.09	1.18	-145467.5	3339.268
EBIT/Volume de Negócios ³	-3.49	0.75	70.67	-95.734	18.04166
Resultado Líquido/Ativo Total ³	-3.70	0.46	100	-98.62	25.98268
Resultado Líquido/Capital Próprio ³	-9.81	11.77	911.74	-883.099	133.5802
Resultado Líquido/Vendas	-57.31	0.00	610.44	-89722.33	2260.905
Capital Próprio/Passivo Total ³	28.39	19.94	99.88	0.019	26.27586
Passivo Total/Ativo Total	90191.93	864.27	145000000	-14.25411	3290946
Passivo Corrente/ Capital Próprio	13.49	1.08	4746.94	-2182	158.1461

³ Variável em percentagem. Todas as restantes variáveis estão apresentadas em milhares de euros.

Anexo 2 - Estatísticas descritivas das empresas ativas

	Média	Mediana	Máximo	Mínimo	Desvio-Padrão
Fundo de Maneio/ Ativo Total	0.26	0.24	0.94	-0.730772	0.222789
Disponibilidades (Caixa)/Ativo Total	0.21	0.17	0.96	0.00000098	0.189041
Passivo Corrente/Passivo Total	0.73	0.81	1.68	0	0.264572
EBITDA/Despesas com juros	-17538.63	21.73	388092	-22233827	639362.8
EBIT/Despesas com juros	-17591.80	12.22	267978.50	-22558028	641999.8
Ativo Corrente/Passivo Corrente ³	2.79	1.78	81.43	0.153	3.99804
Volume de negócios/Ativo Total	1.72	1.44	13.54	0	1.189212
Volume de negócios/Ativo Corrente	2.48	2.04	24.64	0	1.855576
Ativo Corrente/Volume de negócios	0.70	0.49	55.94	0.040589	1.545708
Vendas/Ativo Total	1.69	1.43	13.54	0	1.177404
EBIT/Ativo Total	0.07	0.06	1.63	-1.553754	0.150599
EBITDA/Ativo Total	0.11	0.09	1.65	-1.513279	0.153363
Resultados Transitados/Ativo Total	0.38	0.37	0.99	-4.537304	0.299423
EBIT/Volume de Negócios ³	4.71	4.21	100	-95.756	10.64984
Resultado Líquido/Ativo Total ³	5.19	3.93	64.24	-97.035	12.17201
Resultado Líquido/Capital Próprio ³	13.26	11.19	942.04	-911.065	61.18243
Resultado Líquido/Vendas	0.04	0.03	2.74	-0.939431	0.12271
Capital Próprio/Passivo Total ³	43.19	40.69	100	0.12	26.25453
Passivo Total/Ativo Total	0.57	0.57	5.46	0	0.298427
Passivo Corrente/ Capital Próprio	2.99	0.83	818.39	-51.78677	24.71603

Anexo 3 - Modelo com todas as variáveis

Variable	Coefficient	Std. Error	z-Statistic	Prob.
C	3.671674	1.417221	2.590756	0.0096
Passivo Corrente/ Passivo Total	0.908088	0.408904	2.220785	0.0264
EBITDA/Despesas com juros	-6.14E-05	7.79E-05	-0.787733	0.4309
Volume de Negócios/ Ativo Total	0.337109	0.075714	4.452405	0.0000
Resultado Líquido/ Ativo Total	-0.022778	0.008383	-2.717052	0.0066
Capital Próprio/ Passivo Total	-0.015450	0.003723	-4.150260	0.0000
Idade	-0.116539	0.013362	-8.721752	0.0000
Dimensão da empresa	-0.000264	0.000387	-0.682551	0.4949
Volume de produção da construção	-0.011080	0.005939	-1.865678	0.0621
Preço de venda de habitações novas	-0.010074	0.014341	-0.702467	0.4824
Taxa de Crescimento do PIB	-0.010007	0.021292	-0.469958	0.6384
Taxa de juro real do crédito à habitação	0.094571	0.065346	1.447245	0.1478
McFadden R-squared	0.364275	Mean dependent var		0.386477
S.D. dependent var	0.487145	S.E. of regression		0.350855
Akaike info criterion	0.868276	Sum squared resid		145.9958
Schwarz criterion	0.919245	Log likelihood		-508.0973
Hannan-Quinn criter.	0.887477	Deviance		1016.195
Restr. deviance	1598.483	Restr. log likelihood		-799.2413
LR statistic	582.2880	Avg. log likelihood		-0.424121
Prob(LR statistic)	0.000000			
Obs with Dep=0	735	Total obs		1198
Obs with Dep=1	463			

O modelo apresentado é referido na página 32 deste estudo.

	Fundo de maneio/ Ativo Total	Caixa/ Ativo Total	Passivo Corrente/ Passivo Total	EBITDA/ Despesas com juros	EBIT/ Despesas com juros	Ativo Corrente/ Passivo Corrente	Ativo Corrente/ Volume de negócios	Volume de Negócios/ Ativo Total	Volume de Negócios/ Ativo Corrente	Vendas/ Ativo Total	EBIT/ Ativo Total	EBITDA/ Ativo Total	Resultados Transitados/ Ativo Total
Fundo de maneio/ Ativo Total	1												
Caixa/ Ativo Total	-0.3665	1											
Passivo Corrente/ Passivo Total	-0.1401	0.097	1										
EBITDA/ Despesas com juros	-0.0161	0.109	0.023	1									
EBIT/ Despesas com juros	-0.0162	0.11	0.023	0.9996	1								
Ativo Corrente/ Passivo Corrente	0.2603	0.083	-0.608	-0.003	-0.003	1							
Ativo Corrente/ Volume de negócios	0.0686	-0.1	0.088	0.005	0.005	-0.053	1						
Volume de Negócios/Ativo Total	-0.103	0.147	0.176	0.0172	0.017	-0.087	-0.0781	1					
Volume de Negócios/ Ativo Corrente	-0.1278	0.049	-0.111	-0.03	-0.03	-0.012	-0.5115	-0.04	1				
Vendas/ Ativo Total	-0.101	0.149	0.17	0.0178	0.018	-0.083	-0.0818	0.9978	-0.0344	1			
EBIT/ Ativo Total	-0.0541	0.216	0.039	0.0637	0.064	0.1004	-0.1239	0.2084	0.1206	0.2043	1		
EBITDA/ Ativo Total	-0.109	0.209	0.001	0.0559	0.056	0.0925	-0.1569	0.2226	0.1742	0.2181	0.954	1	
Resultados Transitados/ Ativo Total	-0.0209	0.183	-0.095	0.0133	0.013	0.2953	-0.2003	-0.093	0.2546	-0.088	0.274	0.3066	1
Resultado Líquido/ Ativo Total	-0.0606	0.205	0.045	0.051	0.051	0.0906	-0.1367	0.1526	0.136	0.1479	0.936	0.8907	0.284
Resultado Líquido/ Capital Próprio	-0.0383	0.101	0.05	0.024	0.024	0.0337	-0.0959	0.0843	0.1469	0.0799	0.564	0.546	0.159
EBIT/ Volume de negócios	-0.0345	0.108	-0.045	0.022	0.022	0.1879	-0.0954	-0.039	0.1012	-0.038	0.756	0.7108	0.251
Resultado Líquido/ Vendas	-0.0307	0.116	-0.017	0.0175	0.017	0.2005	-0.1495	-0.006	0.1108	-0.008	0.713	0.6788	0.261
Capital Próprio/ Passivo Total	-0.0363	0.181	-0.108	0.0015	0.001	0.2969	-0.2184	-0.037	0.2779	-0.032	0.188	0.2331	0.877
Passivo Total/ Ativo Total	-0.0069	-0.04	0.199	0.031	0.031	-0.156	0.6593	0.1947	-0.7532	0.188	-0.12	-0.142	-0.39
Passivo Corrente/ Capital Próprio	-0.1295	-0.03	0.109	-0.006	-0.006	-0.069	0.1467	0.014	-0.1278	0.0142	-0.06	-0.08	-0.21

Anexo 4 - Matriz de correlações das variáveis financeiras

	Resultado Líquido/ Ativo Total	Resultado Líquido/ Capital Próprio	EBIT/ Volume de negócios	Resultado Líquido/ Vendas	Capital Próprio/ Passivo Total	Passivo Total/ Ativo Total	Passivo Corrente/ Capital Próprio
Fundo de maneo/ Ativo Total							
Caixa/ Ativo Total							
Passivo Corrente/ Passivo Total							
EBITDA/ Despesas com juros							
EBIT/ Despesas com juros							
Ativo Corrente/ Passivo Corrente							
Ativo Corrente/ Volume de negócios							
Volume de Negócios/Ativo Total							
Volume de Negócios/ Ativo Corrente							
Vendas/ Ativo Total							
EBIT/ Ativo Total							
EBITDA/ Ativo Total							
Resultados Transitados/ Ativo Total							
Resultado Líquido/ Ativo Total	1						
Resultado Líquido/ Capital Próprio	0.6059	1					
EBIT/ Volume de negócios	0.732	0.436	1				
Resultado Líquido/ Vendas	0.7625	0.449	0.9189	1			
Capital Próprio/ Passivo Total	0.1953	0.112	0.158	0.16274	1		
Passivo Total/ Ativo Total	-0.1424	-0.14	-0.1707	-0.1725	-0.404	1	
Passivo Corrente/ Capital Próprio	-0.0467	-0.11	-0.0472	-0.0337	-0.209	0.2218	1

Anexo 4 - Continuação da matriz de correlações das variáveis financeiras