

MESTRADO EM
CONTABILIDADE, FISCALIDADE E FINANÇAS
EMPRESARIAIS

TRABALHO FINAL DE MESTRADO
DISSERTAÇÃO

**O RISCO DE FALÊNCIA DAS PME DO SETOR DA PESCA EM
PORTUGAL (2017-2023): UMA ABORDAGEM CONTABILÍSTICA**

VANESSA RAIMUNDO SILVA

JULHO – 2025



Lisbon School
of Economics
& Management
Universidade de Lisboa

MESTRADO EM CONTABILIDADE, FISCALIDADE E FINANÇAS EMPRESARIAIS

TRABALHO FINAL DE MESTRADO DISSERTAÇÃO

**O RISCO DE FALÊNCIA DAS PME DO SETOR DA
PESCA EM PORTUGAL (2017-2023): UMA
ABORDAGEM CONTABILÍSTICA**

VANESSA RAIMUNDO SILVA

ORIENTAÇÃO:

PROFESSORA DOUTORA ESMERALDA LOPES ARRANHADO

Resumo

O presente trabalho tem como objetivo analisar o risco de falência das pequenas e médias empresas (PME) do setor da pesca em Portugal procurando identificar quais as rubricas contabilísticas que mais influenciam este fenómeno. Este tema revela-se relevante, sobretudo para as empresas do setor, uma vez que pode contribuir para a compreensão dos fatores que conduzem à falência, permitindo a adoção de medidas preventivas.

Para alcançar este objetivo, foram definidas variáveis dependentes e independentes. A variável dependente, de natureza binária, corresponde à ocorrência de falência, enquanto as variáveis independentes incluem diversas rubricas contabilísticas, tais como: fundo de maneo, ativo, depósitos bancários e caixa, passivo de curto-prazo, capital próprio, passivo total, EBITDA, juros suportados, EBIT, ativo circulante, volume de negócios, proveitos operacionais e resultado líquido. A análise baseou-se nos modelos Logit, Probit e Cloglog aplicados a dados de painel, para os anos de 2017-2023.

Conclui-se que a probabilidade de falência das PME do setor da pesca em Portugal está fortemente associada à rentabilidade operacional, liquidez e dimensão da empresa. Empresas com maior volume de negócios e estrutura financeira mais sólida apresentam menor risco de falência, enquanto que um elevado endividamento de curto prazo aumenta a vulnerabilidade. Os modelos de regressão binária, especialmente o Probit, mostraram-se eficazes para esta análise.

Palavras-chave: Modelos binários; PME; Portugal; Risco de falência; Setor da pesca.

Classificação JEL: G33; M41; Q22; O52

Abstract

This study aims to analyze the bankruptcy risk of small and medium-sized enterprises (SMEs) in the fishing sector in Portugal, seeking to identify which accounting items most influence this phenomenon. This topic is especially relevant for companies in the sector, as it contributes to understanding the factors that lead to bankruptcy, allowing for the adoption of preventive measures.

To achieve this goal, dependent and independent variables were defined. The dependent variable binary in nature, corresponds to the occurrence of bankruptcy, while the independent variables include various accounting items such as working capital, assets, cash and bank deposits, short-term liabilities, equity, total liabilities, EBITDA, interest expenses, EBIT, current assets, turnover, operating income, and net income. The analysis was based on Logit, Probit and Cloglog models applied to panel data from 2017 to 2023.

It is concluded that the probability of bankruptcy of SMEs in the fishing sector in Portugal is strongly associated with operational profitability, liquidity, and company size. Firms with higher turnover and stronger financial structure show lower bankruptcy risk, while high short-term indebtedness increases vulnerability. Binary regression models, especially Probit, proved effective for this analysis.

Keywords: Bankruptcy risk; Binary models; Fishing sector; Portugal; SMEs.

JEL codes: G33; M41; Q22; O52

Agradecimentos

À minha família, pelo apoio, força e amor incondicional. Em especial, aos meus pais, que fizeram de mim a pessoa que sou hoje, que lutaram todos os dias para tornar possível que eu chegasse até aqui e que sempre acreditaram em mim e nas minhas capacidades para ser uma pessoa bem-sucedida. Sem eles, nada disto seria possível, e sou muito grata por tudo o que fizeram e continuam a fazer por mim. Ao meu irmão, que sempre me apoiou e incentivou a nunca desistir do que quero e do que me faz verdadeiramente feliz.

Ao meu namorado, que, durante estes meses intensos de trabalho, me incentivou e motivou diariamente, dando-me força e apoio para que eu conseguisse completar esta etapa tão importante. Ele inspira-me a ser a minha melhor versão.

Às minhas melhores amigas, que estiveram sempre presentes, apoiando-me e incentivando-me a realizar este trabalho.

E, por último, mas muito importante para mim, à professora Esmeralda Arranhado, que aceitou orientar-me, que sempre acreditou em mim, mesmo quando eu própria duvidava. Serei eternamente grata por tudo o que fez e por nunca ter desistido de mim. Não tenho palavras suficientes para demonstrar o meu agradecimento.

Índice

1. Introdução.....	1
2. Revisão de Literatura	3
2.1 Papel das PME na Economia	3
2.2. Importância do Setor da Pesca	4
2.3. Conceito de Falência	5
2.4. Risco de Falência	6
3. Metodologia	7
4. Descrição dos Dados	9
4.1. Variáveis.....	9
4.2. Recolha dos Dados	12
4.3. Estatística Descritiva das Variáveis	13
5. Análise Empírica	16
6. Conclusões	23
7. Referências Bibliográficas	25
8. Anexos	28

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Modelos de Regressão Binária: Função de probabilidade e efeito marginal..	8
Tabela 2 - Indicadores financeiros por categoria: Definições e sinal esperado	10
Tabela 3 - Estatística descritiva das variáveis.....	14
Tabela 4 - Número de falências por ano de análise	16
Tabela 5 - Modelos de regressão binária com regressores em T-1 e Médias - Logit, Probit e Cloglog	17
Tabela 6 - Efeitos parciais do modelo Probit.....	20
Tabela 7 - Modelo Logit para regressores em t-1	28
Tabela 8 - Modelo Probit para regressores em t-1	29
Tabela 9 - Modelo Cloglog para regressores em t-1	30
Tabela 10 - Modelo Probit com dados médios.....	31
Tabela 11 - Modelo Logit para regressores em t-1 com a variável Covid	32

1. Introdução

O setor da pesca em Portugal desempenha um papel fundamental na economia nacional, contribuindo para o abastecimento alimentar, a geração de emprego e o desenvolvimento das comunidades costeiras. Além disso, constitui uma atividade estratégica para o equilíbrio económico e social das regiões litorais, com impacto direto na sustentabilidade das economias locais.

As pequenas e médias empresas (PME) representam a grande maioria das entidades deste setor, sendo responsáveis por uma parte significativa da atividade económica. Contudo, enfrentam múltiplos desafios, nomeadamente a volatilidade dos preços, a escassez de recursos, as exigências regulatórias e as dificuldades de financiamento. Estes fatores tornam as PME da pesca particularmente vulneráveis a desequilíbrios financeiros que podem culminar em situações de insolvência ou falência.

Apesar da importância económica e social do setor, a investigação académica sobre o risco de falência neste contexto é praticamente inexistente. A maioria dos estudos centra-se em empresas industriais, comerciais ou de serviços, existindo uma lacuna notória relativamente às empresas do setor primário, em especial o setor da pesca. Este trabalho procura, assim, preencher essa lacuna, oferecendo uma perspetiva inédita sobre os determinantes financeiros da falência das PME da pesca em Portugal.

A motivação pessoal para o desenvolvimento desta dissertação advém da minha ligação direta e profunda ao setor. Desde a licenciatura, participei ativamente

na gestão da empresa familiar de pesca, fundada pelo meu pai, que atualmente detém dez embarcações em atividade. Ao assumir responsabilidades na empresa, deparei-me com desafios significativos de gestão financeira e percebi a importância de compreender, de forma mais rigorosa, os fatores que podem comprometer a viabilidade económica deste tipo de negócio. Esta experiência prática despertou o meu interesse académico pelo tema e motivou-me a investigar, de forma científica, os riscos que as PME do setor enfrentam, com o objetivo de contribuir para a sua sustentabilidade e resiliência.

Assim, o objetivo deste trabalho é analisar o risco de falência das PME do setor da pesca em Portugal, no período de 2017 a 2023, identificando as rubricas contabilísticas que mais influenciam este fenómeno. Para o efeito, recorrem-se a modelos de regressão binária – Logit, Probit e Complementary Log-Log (Cloglog) – aplicados a dados de painel.

A análise quantitativa baseia-se em informação financeira e contabilística de empresas falidas e não falidas, permitindo uma avaliação comparativa dos determinantes da insolvência. Os resultados obtidos pretendem contribuir não só para a literatura académica, mas também para a prática empresarial, fornecendo ferramentas de diagnóstico que possam apoiar gestores, investidores e decisores públicos na prevenção de situações de falência.

A estrutura da dissertação compreende, para além desta introdução, uma revisão da literatura, a metodologia utilizada, a descrição dos dados, a análise empírica e, por fim, as conclusões.

2. Revisão de Literatura

2.1. Papel das PME na Economia

Com base na Recomendação da Comissão Europeia (2003/361/CE), são consideradas micro, pequenas e médias empresas, as entidades que contratam menos de 250 colaboradores e cujo volume de negócios anual não ultrapassa os 50 milhões de euros ou cujo balanço total anual não exceda 43 milhões de euros. Segundo Altman et al. (2010), o volume de negócios, o valor total dos ativos, o número de funcionários, os proveitos anuais, os capitais investidos, a forma jurídica da empresa e o tipo da indústria são as características mais usadas para classificar as empresas como PME.

De acordo com a Comissão Europeia (2024), as PME continuaram a desempenhar um papel fundamental na economia europeia em 2023, representando 99,8% do total das empresas do setor empresarial não financeiro. Estas empresas foram responsáveis por dois em cada três postos de trabalho no setor privado e contribuíram para mais de metade do valor acrescentado total criado pelas empresas. Ainda nesse ano, observou-se um aumento de 2.6% de novos registos de PME, embora também se tenha registado um aumento das falências em 13 pontos percentuais.

Em Portugal, as PME constituem 99,9% do total das empresas portuguesas. A sua relevância na economia nacional superou a média da União Europeia, sendo responsáveis por 67,4% do valor acrescentado bruto e por 76,2% do emprego total. Nesse mesmo ano, registou-se um acréscimo de 6.6% no número de novos registos de PME, a par de um aumento de 20,5% no número de falências.

2.2. Importância do Setor da Pesca

Com base no INE (2024), em 2023, a nível internacional, o setor da pesca registou um aumento de 4,2% nas exportações de “Produtos da pesca ou relacionados com esta atividade”, face ao ano anterior. Em contraste, as importações destes produtos diminuíram 1,9%. Como resultado, o défice da balança comercial destes produtos abrandou em 8,2% no mesmo período.

No contexto nacional, em 2023, foram capturadas 171 235 toneladas de pescado, o que representa um aumento de 3,3% em relação a 2022. Esta atividade gerou uma receita de 339 794 mil euros em pescado transacionado em lota, refletindo um crescimento de 1,3% relativamente ao ano anterior.

Conforme Ferraz, A. (2024), a Economia do Mar representa 5,1% do PIB, 5% das exportações nacionais e 4,1% do emprego em Portugal. Apesar destes valores serem positivos, continuam aquém do potencial máximo do país, que detém uma das maiores Zonas Económicas Exclusivas do mundo.

Relativamente à estrutura empresarial, o INE (2024) indica que, no final de 2023, existiam em Portugal 20 432 sociedades não financeiras no setor da agricultura e pescas, um aumento de 3,3% face a 2022. Este aumento foi acompanhado por uma subida de 3,5% no número de trabalhadores ao serviço, o que resultou num acréscimo de 14,4% nos gastos com o pessoal.

Em termos de desempenho económico, o setor da agricultura e pescas destacou-se positivamente face a outros setores, registando crescimentos expressivos em vários indicadores. O valor acrescentado bruto (VAB) aumentou 31,2% face a 2022,

o volume de negócios subiu 11,6% e o excedente bruto de exploração (EBE) cresceu 31,6%.

Segundo o mesmo autor, este setor apresentou ainda crescimentos de 9,5% dos ativos, 16,4% no capital próprio e 3,9% nos passivos, tendo a autonomia financeira aumentado ligeiramente, em 0,03%.

A par destes resultados, o INE (2024) reporta uma redução significativa de 50,8% nas falências de sociedades não financeiras no setor da agricultura e pescas, em consonância com o crescimento registado.

Importa ainda considerar que o período em análise abrange anos marcados pela pandemia de Covid-19, a qual poderá ter influenciado a probabilidade de falência das empresas. Conforme Pita, et al. (2020), todos os setores de atividade foram negativamente afetados, embora de forma desigual. No setor da pesca, algumas embarcações registaram perdas de receita de até 100%, enquanto outras conseguiram manter a sua atividade sem interrupções. Nestes casos, as quebras de receita deveram-se sobretudo ao encerramento temporário da hotelaria e restauração, à perda de mercados internacionais e à reabertura limitada do canal Horeca. Ainda assim, o setor destaca que os impactos mais severos ocorreram nas primeiras semanas da pandemia.

2.3. Conceito de Falência

De acordo com o Decreto-Lei n.º 53/2004, de 18 de março, que aprova o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE), a insolvência não deve ser confundida com o conceito de falência. Considera-se que existe insolvência quando o devedor está impossibilitado de cumprir as suas obrigações já vencidas, subsistindo,

contudo, a possibilidade de recuperar a situação da empresa. Por outro lado, a falência reflete a ausência de viabilidade económica e a impossibilidade de recuperação financeira da empresa.

Neste enquadramento, e conforme o disposto no artigo 234.º do CIRE, uma empresa é considerada extinta quando se verifica o registo do encerramento do processo após o rateio final, caso em que a sociedade se considera extinta, ou, em alternativa, quando ocorre o encerramento por insuficiência da massa insolvente, situação em que a liquidação da sociedade prossegue nos termos do regime jurídico dos procedimentos administrativos de dissolução e liquidação de entidades comerciais, competindo ao juiz comunicar o encerramento e o património da sociedade ao serviço de registo competente.

2.4. Risco de Falência

Segundo Vieira (2020), a falência de uma empresa tem consequências, não só para os sócios ou acionista, como também para todos os intervenientes envolvidos, nomeadamente clientes, fornecedores, trabalhadores e, consequentemente, para o estado, dado que acarreta custos, como por exemplo, com o pagamento de subsídios de desemprego.

Perante o impacto que a falência empresarial pode provocar, torna-se fundamental a realização de estudos e o desenvolvimento de estratégias para a sua prevenção. Neste âmbito, foram criados modelos de previsão de falência que permitem estimar a situação económica e financeira das empresas, com vista a mitigar a ocorrência destes eventos.

Conforme Bernhardsen (2001), os modelos de previsão de falência dividem-se em três tipos de análises distintas: análise univariada, análise multivariada e modelos multivariados de probabilidade condicionada. A análise univariada caracteriza-se pela consideração isolada de uma variável de cada vez, enquanto a análise multivariada permite o estudo de vários rácios diferentes em simultâneo. Por fim, nos modelos multivariados de probabilidade condicionada, a variável dependente é binária – indicando a ocorrência ou não da falência - podendo existir múltiplas variáveis explicativas, que consistem em rácios económico-financeiros e outros indicadores.

Nesta dissertação, realiza-se uma análise descritiva dos dados, seguida da estimação de modelos para a probabilidade de falência.

3. Metodologia

A metodologia utilizada neste estudo assenta em modelos de regressão binária, que permitem estimar probabilidades condicionais de ocorrência de falência. Para tal, foram aplicados os modelos Logit, Probit e Cloglog.

A escolha destes três modelos fundamenta-se na sua reconhecida capacidade preditiva, simplicidade de aplicação e clareza na interpretação dos coeficientes (Tavares, I. 2021).

Segundo Ramalho e Ramalho (2011), o modelo Logit resulta da regressão logística, sendo caracterizado por uma variável dependente qualitativa, do tipo dicotómico ou binário, que assume apenas dois valores - 0 ou 1. Com base nesta variável, é calculada a probabilidade de ocorrência de um determinado acontecimento, falência ou não, em função de um conjunto de variáveis explicativas que podem ser qualitativas ou quantitativas.

Os mesmos autores referem que o modelo Probit é semelhante ao Logit, em termos de forma funcional, diferenciando-se principalmente pela função utilizada para a probabilidade condicional: enquanto o modelo Logit emprega a função logística, o modelo Probit recorre à função de distribuição normal.

Relativamente ao modelo Cloglog, este distingue-se dos anteriores por apresentar uma forma funcional assimétrica, mais adequada para descrever dados com baixa taxa de ocorrência (Ramalho & Ramalho, 2011).

Assim, a variável dependente Y_i é binária e indica se o evento (falência) ocorreu ou não para a observação i no momento t , $i=1, \dots, N$ e $t=1, \dots, T$.

Já as variáveis independentes X_{itk} , $k=1, \dots, K$, que neste estudo são as várias rubricas contabilísticas selecionadas, consideram-se como potenciais determinantes da probabilidade de ocorrência do evento para a observação i no momento t . Desta forma, para cada modelo considerado, a Tabela 1 apresenta a probabilidade da empresa entrar em falência e os efeitos parciais da variável explicativa j , $j=1, \dots, K$

Modelo	$Pr(y_{it} = 1 x_{it})$	PE_j
Logit	$\frac{e^{z_{it}}}{1 + e^{z_{it}}}$	$\theta_j Pr(y_{it} = 1 x_{it})(1 - Pr(y_{it} = 1 x_{it}))$
Probit	$\Phi(z_{it})$	$\theta_j \phi(z_{it})$
Cloglog	$1 - e^{-e^{z_{it}}}$	$\theta_j [1 - Pr(y_{it} = 1 x_{it})]e^{z_{it}}$

Tabela 1 - Modelos de Regressão Binária: Função de probabilidade e efeito marginal

Sendo que $Pr(y_{it} = 1|x_{it})$ representa a probabilidade de falência, e $z_{it} = x'_{it}\theta$ corresponde ao índice linear, o qual consiste numa combinação linear dos preditores multiplicados pelos respetivos coeficientes θ_j .

Entre os três, os modelos Logit e Probit são os mais utilizados na literatura. Contudo, o modelo Cloglog é uma alternativa igualmente simples de aplicar e potencialmente adequada para eventos raros.

Note-se que, apesar dos dados disponíveis serem de painel, não se utilizou o estimador Logit de efeitos fixos, que se baseia no modelo binário para dados de painel mais conhecido. De facto, este modelo incorpora apenas as observações que mudam de estado e, considerando a baixa incidência de falências na amostra (como indicado na estatística descritiva do capítulo 4.3), a dimensão efetiva da amostra seria demasiadamente restrita.

Assim, este estudo segue de perto a abordagem de Wang e Guedes (2024), mas, ao invés de se limitar ao modelo Logit, inclui também as alternativas Probit e Cloglog. Além disso, a validade dos modelos é testada através do teste RESET, baseado na inclusão de duas potências do índice linear.

4. Descrição dos Dados

4.1. Variáveis

Tendo em conta o objetivo deste estudo - analisar o risco de falência das PME do setor da Pesca em Portugal entre os anos de 2017 e 2023 - a variável dependente adotada é binária, assumindo o valor 1 quando a empresa está em situação de falência e 0 quando não está.

As variáveis independentes (ou explicativas) foram agrupadas em dois conjuntos: Variáveis financeiras e não financeiras.

No que respeita às variáveis financeiras, foram consideradas cinco categorias de rácios económico-financeiros: Liquidez, Cobertura, Atividade, Rendibilidade e

endividamento, conforme a sua relevância demonstrada em estudos anteriores (Altman & Sabato, 2007).

Categoria	Variáveis	Definição	Sinal Esperado
Liquidez	Fundo de Maneio/Ativo Total	Mede a capacidade da empresa para cumprir as suas obrigações financeiras, tanto a curto, como a longo prazo.	-
	Caixa/Ativo Total		-
	Passivo Corrente/Passivo Total		+
Cobertura	EBITDA/Juros e gastos similares suportados	Mede a capacidade da empresa gerar fluxos de caixa suficientes para suportar as suas obrigações.	-
	EBIT/Juros e gastos similares suportados		-
	Ativo Corrente/Passivo Corrente		-
Atividade	Volume de negócios/Ativo Total	Mede o grau de eficiência com que a empresa administra os seus ativos.	-
	Volume de negócios/Ativo Corrente		-
	Vendas/Ativo Total		-
Rendibilidade	EBIT/Ativo Total	Mede a capacidade dos ativos gerarem retorno financeiro.	-
	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	Mede a proporção de dívida que a empresa possui em relação ao seu capital próprio e ao total dos ativos.	-
	Passivo Total/Ativo Total		+
	Passivo Corrente/Capital Próprio		+

Tabela 2 - Indicadores financeiros por categoria: Definições e sinal esperado

Aquando da estimação dos modelos econométricos, espera-se que os dois primeiros coeficientes da categoria liquidez apresentem sinal negativo, pois quanto melhor for o nível de tesouraria, menor é a probabilidade de falência. Já no coeficiente “Passivo Corrente/ Passivo Total”, espera-se o contrário: quanto maior for a proporção da dívida de curto prazo face à dívida total, maior será a probabilidade de falência.

Quanto aos rácios de cobertura, atividade e rendibilidade, espera-se que apresentem sinal negativo, dado que uma maior eficiência na gestão dos ativos e uma maior capacidade de gerar resultados para suportar as obrigações, reduzem a probabilidade de falência.

No que diz respeito aos coeficientes de endividamento, prevê-se um sinal positivo, pois quanto maior for o recurso ao capital alheio, maior será o risco de falência. No entanto, para o rácio “Capital próprio/ Passivo total”, espera-se que o seu coeficiente seja negativo, uma vez que valores mais elevados deste rácio indicam menor nível de endividamento, o que está associado a uma menor probabilidade de falência.

Nas variáveis não financeiras, analisam-se a idade e a dimensão da empresa, pois estudos como os de Altman e Sabato (2007), indicam que empresas mais maduras, com mais anos de existência e maior dimensão, apresentam uma probabilidade menor de falência.

Embora os rácios sejam tradicionalmente utilizados na previsão do risco de falência, nesta dissertação optou-se pela utilização direta de rubricas contabilísticas, nomeadamente: fundo de maneiio, ativo, depósitos bancários e caixa, passivo de curto-

prazo, capital próprio, passivo total, EBITDA, juros suportados, EBIT, ativo circulante, volume de negócios, proveitos operacionais e resultado líquido. Esta abordagem visa evitar distorções associadas a rácios com denominadores muito reduzidos e proporcionar uma análise mais robusta (Balcaen & Ooghe, 2006).

4.2. Recolha dos Dados

Com o objetivo de realizar a análise do risco de falência das PME do setor da pesca em Portugal, no período compreendido entre 2017 e 2023, foi imprescindível proceder à recolha dos dados das empresas pertencentes a este setor. Para tal, recorreu-se ao software SABI Informa, no qual foram inicialmente aplicadas restrições de pesquisa relativas à forma jurídica, ao país e ao setor de atividade. Especificamente, consideraram-se empresas com a forma jurídica de sociedades por quotas, com sede em Portugal, e cuja atividade principal se enquadra na Classificação Portuguesa de Atividades Económicas (CAE) correspondente à pesca.

Como resultado, identificaram-se 624 entidades que cumpriam os critérios estabelecidos.

Posteriormente, para a obtenção da variável dependente — que assume o valor 1 quando a empresa se encontra falida e 0 caso contrário — consideraram-se as seguintes condições adicionais: empresas em dissolução, extinção, insolvência e encerramento judicial. Com base nestes critérios, foi possível distinguir, dentro das 624 entidades, aquelas que se encontravam em situação de falência das que se mantinham ativas.

Relativamente às variáveis independentes, foram exportadas as seguintes rubricas financeiras e operacionais: fundo de maneiio, total do ativo, depósitos

bancários e caixa, passivo de curto prazo, capital próprio, total do capital próprio e passivo, EBITDA, juros suportados, EBIT, ativo circulante, volume de negócios, proveitos operacionais, resultado líquido, data de constituição e número de empregados.

Todos os dados, tanto da variável dependente como das variáveis independentes, foram restringidos ao período de 2017 a 2023.

Importa referir que, das 624 empresas inicialmente consideradas, algumas foram excluídas, parcial ou totalmente, devido à ausência de dados relevantes em determinados anos, nomeadamente a presença exclusiva de valores nulos (zeros).

4.3. Estatística Descritiva das Variáveis

Após a recolha dos dados, estes foram organizados e sintetizados numa tabela que apresenta as médias, os desvios-padrão e os valores mínimos e máximos de todas as variáveis selecionadas, distinguindo entre empresas falidas, empresas não falidas e o total da amostra, conforme ilustrado na Tabela 3.

Variáveis	Todas empresas			Empresas falidas			Empresas não falidas					
	Média	DP	Min	Máx	Média	DP	Min	Máx	Média	DP	Min	Máx
Falência	0,153	0,361	0,000	1,000	1,000	0,000	1,000	1,000	0,000	0,000	0,000	0,000
Idade	16,304	13,489	0,000	90,000	18,323	13,644	2,000	78,000	15,939	13,448	0,000	90,000
Nº Empregados	8,254	8,445	0,000	64,333	3,142	4,585	0,000	19,500	9,181	8,655	0,000	64,333
Fundo Maneio	-16,649	169,572	-1972,474	1061,932	-36,898	266,578	-1972,474	221,449	-12,978	145,542	-981,715	1061,932
Ativo	494,511	703,531	0,000	5868,957	195,700	381,473	0,000	1967,428	548,682	734,670	0,000	5868,957
DBC	106,098	226,224	-9,800	2912,703	29,685	51,235	-9,800	256,024	119,951	242,402	-7,877	2912,703
Passivo CP	186,733	405,044	0,000	4508,508	154,721	464,945	0,000	2602,682	192,536	393,700	0,000	4508,508
CP próprio	171,935	581,128	-6157,201	5121,660	-7,185	187,951	-791,592	318,301	204,408	621,209	-6157,201	5121,660
CP próprio + Pas	494,511	703,531	0,000	5868,957	195,700	381,473	0,000	1967,428	548,682	734,670	0,000	5868,957
Passivo	322,576	602,356	0,000	6157,701	202,885	499,163	0,000	2602,682	344,274	617,377	0,000	6157,701
EBITDA	57,738	98,615	-202,117	985,008	10,987	52,822	-202,117	194,179	66,213	102,589	-115,977	985,008
Juros Sup	2,840	5,680	0,000	36,432	0,606	1,457	0,000	8,038	3,245	6,057	0,000	36,432
EBIT	22,926	75,434	-376,122	665,378	5,134	54,602	-220,390	194,179	26,152	78,253	-376,122	665,378
A Circulante	261,689	465,523	-3,838	5619,612	153,456	349,685	-3,838	1967,428	281,310	481,377	0,000	5619,612
VN	389,180	513,188	0,000	3926,991	102,121	198,169	0,000	989,297	441,220	535,278	0,000	3926,991
Proveitos O	416,474	536,148	0,000	4181,377	121,933	213,178	0,000	1041,996	469,871	559,425	0,000	4181,377
RL	13,123	63,724	-393,398	475,981	1,827	51,499	-224,493	163,679	15,171	65,554	-393,398	475,981

Tabela 3 - Estatística descritiva das variáveis

A análise estatística permite observar que as empresas do setor das pescas em Portugal apresentam, em média, 16 anos de atividade, o que revela alguma maturidade. No entanto, as empresas que encerram atividade possuem uma idade média superior (18,3 anos), sugerindo que a falência não está necessariamente associada à inexperiência, mas possivelmente a dificuldades acumuladas ao longo do tempo.

No que diz respeito ao número de colaboradores, o setor é composto maioritariamente por pequenas empresas, com uma média de 8 funcionários. As empresas falidas registam uma média significativamente inferior (3), enquanto as empresas não falidas apresentam cerca de 9 colaboradores.

Relativamente ao desempenho económico, as empresas não falidas destacam-se com um volume de negócios médio de 441.220 euros, mais de quatro vezes superior aos 102.121 euros das empresas falidas. Esta tendência é consistente com outros indicadores como o EBITDA (102.589€ vs 52.822€), o EBIT (26.152€ vs 5.134€) e o resultado líquido (15.171€ vs -24.493€), evidenciando maior rentabilidade entre as empresas ativas.

Em termos de estrutura financeira, as empresas não falidas demonstram uma situação mais robusta, com maior capital próprio e menor dependência do passivo de curto prazo. Já as empresas falidas apresentam níveis mais reduzidos de autonomia financeira, o que pode ter contribuído para a sua insustentabilidade.

Assim, conclui-se que fatores como a rentabilidade, a estrutura financeira equilibrada e a dimensão operacional desempenham um papel determinante na continuidade das empresas do setor. A idade por si só não garante sobrevivência,

sendo a capacidade de gerar valor de forma sustentável um elemento essencial para a viabilidade do negócio.

Para além da estatística descritiva da Tabela 3, foi elaborada no Stata a Tabela 4, que apresenta o número de falências por ano de análise.

FAL	Ano							Total
	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	
0	304	303	296	295	287	265	263	2013
1	11	17	8	12	11	8	4	71
Total	315	320	304	307	298	273	267	2084

Tabela 4 - Número de falências por ano de análise

A partir da Tabela 4, observa-se que o ano com maior número de falências foi 2018, com 17 empresas encerradas. Em 2019, esse número caiu para 8, mas voltou a subir ligeiramente em 2020 e 2021, com 12 e 11 falências, respetivamente. A partir de 2022, verifica-se uma tendência de diminuição, com 8 falências nesse ano e apenas 4 em 2023, o valor mais baixo do período analisado.

5. Análise Empírica

De forma a analisar o risco de falência das PME do setor da pesca em Portugal, entre 2017 e 2023, foram aplicados os modelos Logit, Probit e Cloglog aos dados disponíveis. A probabilidade de falência no momento t foi estimada em função das variáveis do ano anterior ($t-1$), conforme a metodologia de Wang e Guedes (2024).

Como tal, obtiveram-se os seguintes resultados:

Variáveis	Regressores em T-1						Médias					
	Logit		Probit		Cloglog		Logit		Probit		Cloglog	
	Coefficiente	DP	Coefficiente	DP	Coefficiente	DP	Coefficiente	DP	Coefficiente	DP	Coefficiente	DP
Idade	0.017	0.011	0.009	0.006	0.015	0.011	0.021	0.014	0.012	0.008	0.010	0.010
EMP	-0.030	0.034	-0.012	0.015	-0.029	0.033	-0.086	0.054	-0.046	0.028	-0.065	0.046
FM	-0.000	0.001	0.000	0.001	-0.001	0.001	-0.000	0.002	-0.000	0.001	-0.001	0.001
ATIVO	-0.005*	0.003	-0.002*	0.001	-0.004*	0.002	-0.006*	0.003	-0.003*	0.001	-0.005*	0.003
DBC	-0.001	0.001	-0.001	0.001	-0.001	0.001	-0.008*	0.004	-0.004**	0.002	-0.008**	0.004
PASCP	0.003	0.002	0.002	0.001	0.003	0.002	0.003**	0.001	0.002**	0.001	0.002	0.001
CPROP	0.001	0.002	0.001	0.001	0.001	0.002	0.001	0.001	0.000	0.000	0.001	0.001
EBITDA	-0.032*	0.019	-0.013*	0.008	-0.032*	0.019	-0.023	0.022	-0.016	0.011	-0.015	0.020
JURSUP	-0.186	0.123	-0.068	0.049	-0.193	0.119	-0.230**	0.115	-0.131**	0.062	-0.126	0.095
EBIT	0.041**	0.020	0.017**	0.008	0.040**	0.019	0.073*	0.041	0.042*	0.022	0.033	0.034
ATCIRC	0.003*	0.002	0.001	0.001	0.003*	0.002	0.003	0.003	0.001	0.001	0.004	0.003
VN	-0.000	0.003	-0.000	0.001	-0.000	0.003	-0.025***	0.007	-0.014***	0.004	-0.019***	0.005
PROVOP	-0.001	0.003	-0.000	0.002	-0.001	0.003	0.024***	0.008	0.013***	0.004	0.018***	0.005
RLIQ	-0.003	0.006	-0.002	0.004	-0.002	0.006	-0.055	0.041	-0.030	0.022	-0.017	0.031
Reset	0.169		0.062		0.241		0.046		0.076		0.135	
% Acertos	96.74%		96,74%		76.25%		-		85.40%		85.40%	
% Acertos 1	3.26%		3.26%		23.75%		-		15.35%		15.35%	
n	1624		1624		1624		404		404		404	

legenda: * p<.1; ** p<.05; *** p<.01

Tabela 5 - Modelos de regressão binária com regressores em T-1 e Médias - Logit, Probit e Cloglog

Os modelos com regressores em t-1 foram todos validados pelo teste de especificação RESET, confirmando a validade estatística dos mesmos. Os modelos Logit e Probit destacaram-se pelo melhor desempenho preditivo, apresentando uma taxa de acerto de 96,74%. O modelo Cloglog, apesar de também ter sido validado pelo teste RESET, evidenciou uma capacidade preditiva inferior, com uma taxa de acerto de 76,25%.

Em termos de significância individual, apenas a variável EBIT se revelou significativa a 5%, apresentando um coeficiente positivo. Este resultado indica que empresas com maior rentabilidade operacional tendem a ter menor probabilidade de falência, o que está em linha com a teoria financeira.

Com o objetivo de tentar identificar mais variáveis com significância estatística individual, realizou-se uma segunda análise com base nas médias das variáveis por empresa ao longo do tempo (à exceção da variável “idade”, para a qual se considerou o valor do último ano disponível). Esta abordagem configura uma análise seccional, em que cada empresa é tratada como uma observação única, permitindo captar o comportamento médio ao longo do período.

De acordo com os resultados apresentados na Tabela 4, os modelos estimados com variáveis médias mantiveram validade estatística, exceto o modelo Logit, que foi rejeitado pelo teste RESET. Os modelos Probit e Cloglog foram aprovados no teste RESET e apresentaram ambos uma taxa de acerto de 85,4%. Dado o bom desempenho estatístico do Probit, que apresentou mais variáveis individualmente significativas que o Cloglog e coerência com a análise anterior, optou-se por continuar com este modelo.

A nível de significância individual, destacam-se várias variáveis que influenciam o risco de falência das PME do setor da pesca em Portugal. Nomeadamente, os depósitos bancários e caixa (DBC), pois quanto maior for a liquidez disponível, menor é a probabilidade de falência, uma vez que empresas mais líquidas conseguem cobrir custos operacionais e períodos de baixa atividade.

O passivo de curto prazo (PASCP) também se destaca, dado que empresas com maior endividamento de curto prazo enfrentam maior risco de falência devido à reduzida margem operacional e à forte dependência de financiamento de curto prazo, o que potencia o risco de incumprimento.

Os juros suportados (JURSUP) apresentaram coeficiente negativo, o que pode indicar que empresas que suportam maiores encargos financeiros apresentam menor risco de falência, sinalizando capacidade de honrar dívidas e confiança dos credores na sua saúde financeira, pois pagar juros pode indicar o uso controlado de financiamento externo para crescimento e investimento, evidenciando solidez.

Quanto ao volume de negócios (VN), quanto maior o volume de negócios, menor é a probabilidade de falência, dado que empresas com maior escala tendem a ser mais resilientes e estáveis nas suas operações, sendo esta a variável mais significativa do modelo.

Por fim, os proveitos operacionais (PROVOP) apresentaram coeficiente positivo, indicando que empresas com proveitos operacionais mais altos apresentam maior risco de falência, possivelmente porque algumas empresas tentam crescer muito rápido, aumentando as vendas, mas assumem riscos financeiros e operacionais acrescidos, além de que parte desses proveitos pode não ser sustentável a longo

prazo, podendo incluir receitas pontuais ou contabilizações que não refletem a realidade da empresa. Por isso, apesar de parecer contraditório, um crescimento elevado nos proveitos operacionais pode estar associado a uma maior vulnerabilidade financeira.

Para complementar a análise do modelo Probit selecionado, foram calculados os efeitos parciais médios, apresentados na Tabela 5 abaixo.

	dy/dx	std. Err.	Delta-method		[95% conf. interval]
			z	P> z	
idade	.002	.001	1.61	-.000	.005
EMP	-.008	.005	-1.65	-.017	.001
FM	-8.45e-06	.000	-0.05	-.000	.000
ATIVO	-.000	.000	-1.96	-.001	-7.25e-07
DBC	-.001	.000	-2.01	.001	-.000
PASCP	.000	.000	2.54	.000	.001
CPROP	.000	.000	0.99	-.000	.000
EBITDA	-.003	.002	-1.51	-.006	.001
JURSUP	-.022	.010	-2.15	-.043	-.002
EBIT	.007	.004	1.97	.000	.014
ATCIRC	.000	.000	0.95	-.000	.001
VN	-.002	.001	-3.67	-.004	-.001
PROVOP	.002	.001	3.52	.001	.004
RLIQ	-.005	.004	-1.36	-.012	.002

Tabela 6 - Efeitos parciais do modelo Probit

Verifica-se que, das variáveis analisadas, o volume de negócios apresenta o efeito marginal mais expressivo e negativo, indicando que, em média, um aumento de um euro no volume de negócios reduz a probabilidade de falência em cerca de 2,35 pontos percentuais. Este efeito reforça a ideia de que empresas maiores e com maior atividade tendem a ser mais resilientes a choques financeiros.

Os proveitos operacionais revelam efeito positivo e significativo, sugerindo que, apesar do crescimento ser desejável, um aumento excessivo pode estar associado a

riscos financeiros acrescidos, em linha com a hipótese de que um crescimento rápido pode gerar instabilidade.

A liquidez, medida por depósitos bancários e caixa, apresentou efeito negativo e estatisticamente significativo, indicando que empresas com maior disponibilidade de recursos líquidos tendem a ter menor risco de falência, evidenciando a importância da capacidade de manter reservas para enfrentar dificuldades.

O passivo de curto prazo mostrou um efeito positivo e significativo, indicando que quanto maior for a proporção de dívida a curto prazo, maior será a probabilidade de falência. Este resultado destaca a pressão que dívidas de curto prazo impõem sobre a tesouraria, além de resultar numa menor flexibilidade financeira das empresas.

A rentabilidade operacional (EBITDA), apresentou efeito marginal negativo, confirmando que uma maior geração de resultado operacional reduz a vulnerabilidade financeira, reforçando a capacidade das empresas para cumprir as suas obrigações e investir num crescimento sustentável.

Curiosamente, os juros suportados, apesar de constituírem uma despesa financeira, apresentaram efeito marginal negativo sobre a probabilidade de falência, possivelmente porque empresas que suportam esses encargos têm maior acesso a crédito e são vistas como financeiramente robustas e solventes pelos credores.

Importa notar que o efeito positivo do EBIT, embora contraintuitivo, pode refletir colinearidade entre variáveis ou a influência de lucros não recorrentes que distorcem a análise, merecendo assim uma investigação mais aprofundada.

A análise empírica confirmou a validade dos modelos de regressão binária utilizados, destacando-se o modelo Probit com dados médios, que demonstrou boa

capacidade explicativa e preditiva. Note-se que muitas foram as experiências feitas com combinações alternativas de regressores. Destaca-se, por exemplo, a inclusão de uma variável dummy referente ao início da crise induzida pela pandemia Covid-19 nos modelos de painel, a qual não se revelou significativa, provavelmente porque o setor da pesca, sendo essencial na alimentação, não sofreu impactos relevantes com a crise.

6. Conclusões

O presente trabalho analisou o risco de falência das pequenas e médias empresas (PME) do setor da pesca em Portugal, entre 2017 e 2023, identificando as rubricas contabilísticas que mais influenciam este fenómeno. Para tal, aplicaram-se modelos de regressão binária – Logit, Probit e Complementary Log-Log (Cloglog) – em duas abordagens distintas: dados em painel e médias das variáveis.

Os resultados obtidos revelam que a probabilidade de falência das PME da pesca está fortemente associada a fatores como a liquidez, o endividamento de curto prazo, os encargos financeiros, o volume de negócios e os proveitos operacionais. Empresas com maior liquidez e volume de negócios apresentam menor probabilidade de falência, enquanto níveis elevados de endividamento de curto prazo aumentam significativamente a vulnerabilidade financeira. A rentabilidade operacional exerce um efeito protetor, reduzindo o risco de insolvência. O modelo Probit destacou-se pela sua capacidade explicativa e preditiva, confirmando a eficácia dos modelos de regressão binária na avaliação do risco de falência em setores específicos.

Do ponto de vista académico, este estudo preenche uma lacuna de investigação ao aplicar metodologias econométricas avançadas a um setor essencial mas até agora negligenciado — o setor da pesca em Portugal. Do ponto de vista prático, o trabalho fornece instrumentos de diagnóstico úteis para gestores, investidores e entidades de financiamento, que podem utilizar os resultados obtidos para melhorar a monitorização financeira das empresas e implementar estratégias preventivas de insolvência.

Além disso, o estudo tem também uma dimensão pessoal e aplicada, refletindo a experiência direta na gestão de uma empresa de pesca. Esta ligação prática permitiu não apenas identificar os desafios quotidianos da gestão financeira neste setor, mas também traduzir esses desafios em conhecimento científico, contribuindo para uma melhor compreensão da realidade empresarial da pesca em Portugal.

Para futuras pesquisas, sugere-se explorar o impacto da tecnologia e da inovação digital na sustentabilidade financeira das PME do setor. A adoção de soluções tecnológicas — como sistemas de monitorização em tempo real, automação de processos de gestão, plataformas de comercialização digital e ferramentas de análise de dados — poderá ter um impacto significativo na eficiência operacional e na mitigação do risco de falência. A incorporação destas variáveis tecnológicas em modelos futuros poderá revelar novas dimensões explicativas e oferecer uma visão mais abrangente do desempenho das PME do setor.

Como principais limitações, destaca-se o foco exclusivo em dados contabilísticos, no setor da pesca e no contexto português, restringindo a generalização dos resultados. Estudos futuros poderão ampliar a amostra a outros países, setores e períodos temporais, assim como incluir variáveis adicionais para uma análise mais abrangente.

Em síntese, esta dissertação contribui para a literatura sobre previsão de falência ao aplicar metodologias econométricas robustas a um setor vital, mas pouco estudado, oferecendo evidência empírica relevante que apoia uma gestão mais sustentável e informada das PME da pesca em Portugal, servindo de base para futuras análises e decisões estratégicas.

7. Referências Bibliográficas

Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modeling credit risk for SMEs: Evidence from the US market. *Abacus*, 43(3), 332–357.

https://scholar.google.com/citations?view_op=view_citation&hl=en&user=hf68nn8AAAJ&citation_for_view=hf68nn8AAAJ:kNdYIx-mwKoC

Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in small and medium-sized enterprise risk management. *The Journal of Credit Risk*, 6(2), 95–127. [https://eprints.whiterose.ac.uk/219715/1/SME%20Risk%20Altman-Sabbato-](https://eprints.whiterose.ac.uk/219715/1/SME%20Risk%20Altman-Sabbato-Wilson.pdf)

[Wilson.pdf](https://eprints.whiterose.ac.uk/219715/1/SME%20Risk%20Altman-Sabbato-Wilson.pdf)

Assembleia da República. (2004, 18 de março). Decreto-Lei n.º 53/2004: Aprova o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas [Diário da República, n.º 66/2004, Série I-A]. Diário da República Eletrónico.

<https://diariodarepublica.pt/dr/detalhe/decreto-lei/53-2004-538423>

Balcaen, S., & Ooghe, H. (2006). 35 years of studies on business failure: An overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*, 38(1), 63–93.

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0890838905000636?via%3Dihub>

Bernhardsen, E. (2001). A model of bankruptcy prediction (Relatório de pesquisa). Norges Bank. [https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-](https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-xmlui/bitstream/handle/11250/2498716/arb-2001-10.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

[xmlui/bitstream/handle/11250/2498716/arb-2001-10.pdf?sequence=1&isAllowed=y](https://norges-bank.brage.unit.no/norges-bank-xmlui/bitstream/handle/11250/2498716/arb-2001-10.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Comissão Europeia. (2003). Definição de micro, pequenas e médias empresas (Recomendação da Comissão Europeia 2003/361/CE).

Comissão Europeia. (2024). Annual report on European SMEs 2023/2024. Joint Research Centre.

Ferraz, A. (2024). Setor das pescas em Portugal: Presente e futuro. Correio do Minho.

Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2024a). Empresas em Portugal – Demografia das empresas 2023.

Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2024b). Empresas em Portugal – Resultados definitivos 2023.

Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2024c). Estatísticas da pesca 2023.

Marques, S. C. A. (2019). Mulheres em cargos de poder nos municípios portugueses:

Uma análise econométrica (Dissertação de mestrado, ISEG).

https://repositorio.ulisboa.pt/handle/10400.5/19152?locale=pt_PT

Pita, C., et al. (2020). Impactos da pandemia de COVID-19 nos sectores da pesca e agricultura em Portugal.

https://www.researchgate.net/publication/342600234_Impactos_da_pandemia_de_COVID-19_nos_sectores_da_pesca_e_agricultura_em_Portugal

Ramalho, E., & Ramalho, J. (2011). Alternative estimation and testing empirical strategies for fractional regression models. *Journal of Economic Surveys*, 25(1), 19–68.

<https://repositorio.ulisboa.pt/bitstream/10400.5/29313/1/EARAMALHO%20ET%20AL.2011..pdf>

Tavares, I. C. (2021). Modelo de previsão de falências nas pequenas e médias empresas (Dissertação de mestrado, Faculdade de Economia, Universidade do Porto).

<https://repositorio.uac.pt/entities/publication/0802f459-308f-4a2a-9d6b-2f2541874f4c>

Vieira, A. J. M. (2020). Modelo de previsão de falências nas PME portuguesas (Dissertação de mestrado, Instituto Superior de Contabilidade e Administração do Porto). <https://repositorio-aberto.up.pt/bitstream/10216/137498/2/513421.pdf>

Wang, W., & Guedes, M. J. (2025). Firm failure prediction for small and medium-sized enterprises and new ventures. *Review of Managerial Science*, 19(7), 1949–1982. <https://doi.org/10.1007/s11846-024-00742-4>

8. Anexos

Logistic regression		Number of obs = 1,624				
Log likelihood = -193.64202		LR chi2(14) = 79.74				
		Prob > chi2 = 0.0000				
		Pseudo R2 = 0.1707				
FAL	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
idade						
L1.	.0165574	.0112842	1.47	0.142	-.0055593	.038674
EMP						
L1.	-.0295441	.0342392	-0.86	0.388	-.0966516	.0375635
FM						
L1.	-.0004217	.001062	-0.40	0.691	-.0025032	.0016599
ATIVO						
L1.	-.0047201	.002631	-1.79	0.073	-.0098768	.0004367
DBC						
L1.	-.0014756	.001343	-1.10	0.272	-.0041078	.0011565
PASCP						
L1.	.0029013	.002227	1.30	0.193	-.0014635	.0072662
CPROP						
L1.	.0012214	.0020247	0.60	0.546	-.002747	.0051898
EBITDA						
L1.	-.0323456	.0193567	-1.67	0.095	-.0702841	.0055929
JURSUP						
L1.	-.1860759	.1228586	-1.51	0.130	-.4268743	.0547225
EBIT						
L1.	.0405468	.0199362	2.03	0.042	.0014725	.079621
ATCIRC						
L1.	.0030604	.0018336	1.67	0.095	-.0005333	.0066541
VN						
L1.	-.0001634	.0028781	-0.06	0.955	-.0058044	.0054776
PROVOP						
L1.	-.0005064	.0031657	-0.16	0.873	-.0067111	.0056984
RLIQ						
L1.	-.0026733	.0063093	-0.42	0.672	-.0150393	.0096928
_cons	-2.438536	.2643622	-9.22	0.000	-2.956676	-1.920396

Tabela 7 - Modelo Logit para regressores em t-1

Probit regression		Number of obs = 1,624				
Log likelihood = -194.4425		LR chi2(14) = 78.14				
		Prob > chi2 = 0.0000				
		Pseudo R2 = 0.1673				
FAL	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
idade						
L1.	.0085525	.005662	1.51	0.131	-.0025449	.0196498
EMP						
L1.	-.0119791	.0150327	-0.80	0.426	-.0414426	.0174844
FM						
L1.	.0000108	.0005566	0.02	0.985	-.00108	.0011016
ATIVO						
L1.	-.0020595	.0011928	-1.73	0.084	-.0043973	.0002783
DBC						
L1.	-.0006144	.0007036	-0.87	0.383	-.0019935	.0007647
PASCP						
L1.	.0015967	.0010497	1.52	0.128	-.0004607	.003654
CPROP						
L1.	.0005727	.0009744	0.59	0.557	-.001337	.0024825
EBITDA						
L1.	-.0128207	.0075183	-1.71	0.088	-.0275564	.001915
JURSUP						
L1.	-.0682383	.0490093	-1.39	0.164	-.1642948	.0278181
EBIT						
L1.	.0173106	.0083275	2.08	0.038	.0009889	.0336323
ATCIRC						
L1.	.0010583	.0007987	1.33	0.185	-.0005071	.0026238
VN						
L1.	-.0001461	.0013865	-0.11	0.916	-.0028636	.0025715
PROVOP						
L1.	-.0001457	.001511	-0.10	0.923	-.0031071	.0028158
RLIQ						
L1.	-.0021178	.0038045	-0.56	0.578	-.0095745	.0053389
_cons	-1.431419	.12508	-11.44	0.000	-1.676572	-1.186267

Tabela 8 - Modelo Probit para regressores em t-1

Probit regression

Number of obs = 404

LR chi2(14) = 98.61

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -123.87778

Pseudo R2 = 0.2847

FAL	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
idade	.0124226	.0078351	1.59	0.113	-.002934	.0277792
EMP	-.0458158	.0279495	-1.64	0.101	-.1005959	.0089642
FM	-.0000499	.0009833	-0.05	0.959	-.0019772	.0018773
ATIVO	-.0026571	.0013659	-1.95	0.052	-.0053342	.0000201
DBC	-.0041541	.0020887	-1.99	0.047	-.008248	-.0000602
PASCP	.0017128	.0006905	2.48	0.013	.0003595	.0030661
CPROP	.0003823	.000388	0.99	0.324	-.0003782	.0011428
EBITDA	-.0159453	.0106423	-1.50	0.134	-.0368039	.0049132
JURSUP	-.130723	.0619599	-2.11	0.035	-.2521622	-.0092838
EBIT	.0423983	.0218431	1.94	0.052	-.0004134	.0852101
ATCIRC	.0012951	.0013583	0.95	0.340	-.0013671	.0039572
VN	-.0137585	.0039392	-3.49	0.000	-.0214791	-.0060378
PROVOP	.0134811	.0040082	3.36	0.001	.0056252	.0213371
RLIQ	-.0296087	.0218726	-1.35	0.176	-.0724783	.0132609
_cons	-.4726143	.1721849	-2.74	0.006	-.8100905	-.1351382

Tabela 10 - Modelo Probit com dados médios

Logistic regression

Number of obs = 1,624

LR chi2(15) = 80.82

Prob > chi2 = 0.0000

Log likelihood = -193.09842

Pseudo R2 = 0.1731

FAL	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
idade						
L1.	.0159485	.0112946	1.41	0.158	-.0061885	.0380855
EMP						
L1.	-.031129	.0339457	-0.92	0.359	-.0976615	.0354034
FM						
L1.	-.000513	.0010627	-0.48	0.629	-.0025959	.0015699
ATIVO						
L1.	-.0045125	.0025829	-1.75	0.081	-.0095748	.0005499
DBC						
L1.	-.0013362	.001345	-0.99	0.320	-.0039723	.0013
PASCP						
L1.	.0027426	.00217	1.26	0.206	-.0015106	.0069957
CPROP						
L1.	.0011262	.0019672	0.57	0.567	-.0027295	.0049818
EBITDA						
L1.	-.0327821	.0193193	-1.70	0.090	-.0706471	.005083
JURSUP						
L1.	-.1880166	.1224817	-1.54	0.125	-.4280763	.0520431
EBIT						
L1.	.0405984	.0199091	2.04	0.041	.0015773	.0796196
ATCIRC						
L1.	.0029408	.0018463	1.59	0.111	-.0006778	.0065594
VN						
L1.	-.0002302	.002895	-0.08	0.937	-.0059043	.0054439
PROVOP						
L1.	-.0004286	.0031832	-0.13	0.893	-.0066677	.0058104
RLIQ						
L1.	-.0024136	.0063318	-0.38	0.703	-.0148238	.0099965
covid						
_cons	-.3136287	.2983189	-1.05	0.293	-.8983229	.2710655
	-2.235747	.3211421	-6.96	0.000	-2.865174	-1.60632

Tabela 11 - Modelo Logit para regressores em t-1 com a variável Covid