

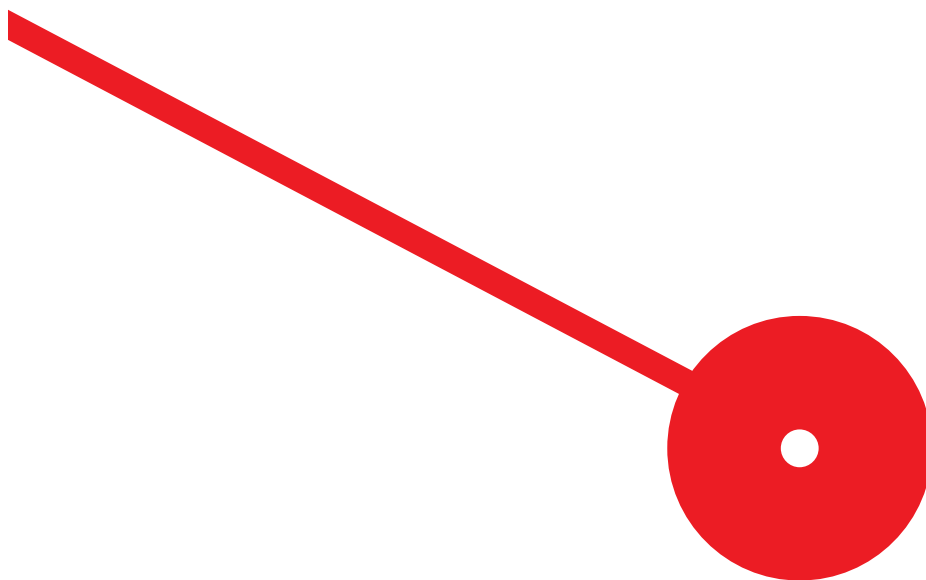


Modelo de previsão de falências nas PME portuguesas

António José Marques Vieira

12/2020

Esta versão contém as críticas e sugestões dos elementos do júri



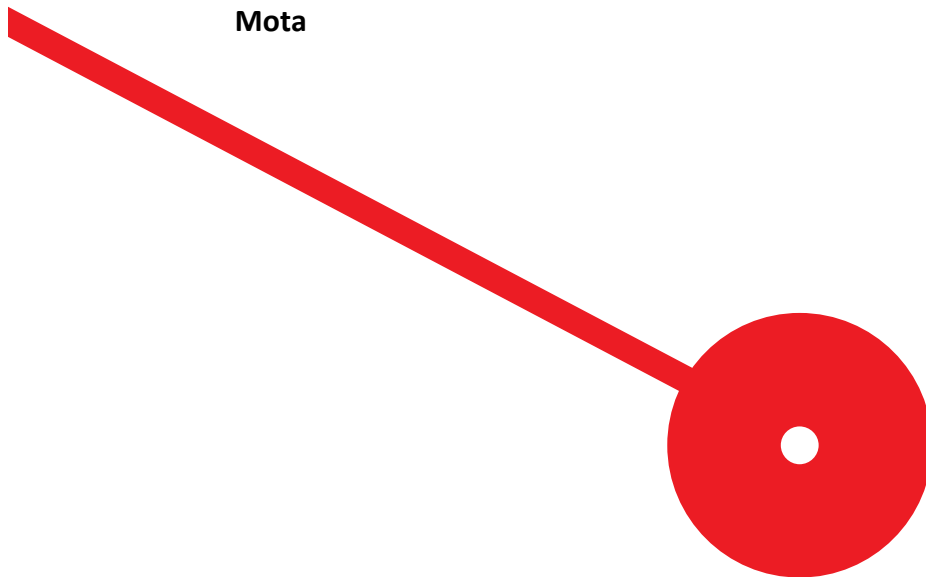


Modelo de previsão de falências nas PME portuguesas

António José Marques Vieira

Dissertação de Mestrado

**apresentado ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração
do Porto para a obtenção do grau de Mestre em Auditoria, sob
orientação do Professor Doutor Carlos Filipe Magalhães Bastos da
Mota**



Dedicatória

Pelo Diogo e para o Diogo.

Agradecimentos

Agradeço a todos aqueles, que me apoiaram na realização deste trabalho.

Ao meu orientador Professor Doutor Carlos Filipe Magalhães Bastos da Mota, por toda a disponibilidade (mesmo em tempos de isolamento), interesse, profissionalismo e colaboração para a conclusão desta dissertação.

À Teresa e ao Diogo, pelo apoio, compreensão, e incentivo ao longo destes anos do Mestrado.

Resumo:

Esta dissertação surge com o objetivo de escolher um modelo de previsão de falências para as PME portuguesas, dada a importância destas empresas na economia portuguesa.

Achamos útil a existência de um modelo de previsão de falências dedicado às PME portuguesas, que possa auxiliar os investidores, os órgãos de gestão, etc., na sua relação com a empresa.

A análise que realizamos permitiu aferir que o modelo de Altman e Sabato (2007), com os coeficientes atualizados a partir da amostra emparelhada, permitiu classificar corretamente as PME falidas, com um ano de antecedência, apresentando uma capacidade preditiva global de 92,9 por cento, com erro tipo I (empresas falidas classificadas como ativas) de 21,2 por cento e erro tipo II (empresas ativas classificadas como falidas) de 6,8 por cento.

Para testarmos a capacidade de melhorar o modelo com a inclusão de variáveis macroeconómicas: Taxa de crescimento real do PIB; Taxa de Inflação; Taxa de Juro sobre novos empréstimos e a inclusão das variáveis qualitativas: Localização e CAE, selecionamos, da base de dados SABI, duas amostras com empresas PME da Indústria transformadora. Construimos a primeira amostra para o horizonte temporal entre 2004 e 2019 - respeitando a proporção de empresas falidas, por CAE e ano de falência - para desenvolvimento dos modelos e construimos a segunda amostra com dados de 2019 e 2020, para teste dos modelos desenvolvidos.

Por considerarmos que os dados obtidos da base de dados, não refletiam a realidade, criamos novas amostras, reduzindo o horizonte temporal. Por fim criamos uma nova amostra, desta vez emparelhada (68 empresas falidas e 68 ativas, em 2019 e 2020), que nos permitiu atingir os resultados mencionados.

Palavras chave: Modelo preditivo, Falência, Logit, PME, Portugal

Abstract:

This dissertation comes with the objective of choosing a bankruptcy forecasting model for Portuguese SMEs, given the importance of these companies in the Portuguese economy.

We find it useful to have a bankruptcy forecasting model dedicated to Portuguese SMEs, which can assist investors, management bodies, etc., in their relationship with the company.

The analysis we performed allowed us to correctly assess that the Altman and Sabato (2007) model, with the coefficients updated from the paired sample, allowed us to correctly classify the failed SMEs, one year in advance, presenting an overall predictive capacity of 92.9 por cento, with type I error (bankrupt companies classified as active) of 21.2 por cento and type II error (active companies classified as bankrupt) of 6.8 por cento.

To test the ability to improve the model by including macroeconomic variables: Real GDP growth rate; Inflation Rate; Interest rate on new loans and the inclusion of qualitative variables: Location and CAE, we selected, from the SABI database, two samples with SME companies in the Manufacturing Industry. We built the first sample for the time horizon between 2004 and 2019 - respecting the proportion of bankrupt companies, CAE and year of bankruptcy - for model development and we built the second sample with data from 2019 and 2020, to test the developed models.

Because we consider that the data obtained from the database did not reflect reality, we created new samples, reducing the time horizon. Finally, we created a new sample, this time paired (68 bankrupt and 68 active companies in 2019 and 2020), which allowed us to achieve the results mentioned.

Key words: Predictive Model, Bankruptcy, Logit, SMEs, Portugal

Índice geral

Introdução	1
Capítulo I – Falência	4
1 Falência.....	5
1.1 Conceito de Falência	5
1.2 Previsão da falência.....	7
Capítulo II – Modelos de Previsão da Falência	9
2 Modelos de previsão da falência	10
2.1 Análise Univariada.....	10
2.1.1 O Modelo de Beaver (1966)	11
2.2 Análise Multivariada	13
2.2.1 Análise Discriminante Múltipla.....	14
2.2.1.1 Os Modelos de Altman (1968, 1983, 1993).....	15
2.2.1.2 O Modelo Zeta (1977)	19
2.2.2 Análise Logit.....	21
2.2.2.1 O Modelo de Ohlson (1980)	21
2.2.2.2 O Modelo de Altman & Sabato (2007).....	23
2.3 Outros estudos	28
Capítulo III – Estudo empírico	33
3 Metodologia utilizada	34
3.1 População	34
3.2 Modelo	36
3.3 Variáveis.....	37
3.4 Amostra	40
3.5 Resultados	44
Capítulo IV – Conclusões.....	57
Referências bibliográficas.....	63

Índice de Figuras

Figura 1- Evolução das insolvências, em Portugal (2007 - 2019).....	43
---	----

Índice de Tabelas

Tabela 1 - Os modelos de Altman	19
Tabela 2 - Processo de seleção de variáveis, Altman e Sabato (2007).....	24
Tabela 3 - Taxas de erro e predição em Altman e Sabato (2007)	28
Tabela 4 - Taxas de erro e predição em diversos estudos	30
Tabela 5 - Número de empresas insolventes, por ano, na amostra inicial.....	42
Tabela 6 - Estimção modelo 1, amostra de estudo	45
Tabela 7 - Capacidade preditiva modelo 1, amostra de estudo	46
Tabela 8 - Estimção modelo 2, amostra de estudo retificada	47
Tabela 9 - Capacidade preditiva modelo 2, amostra de estudo retificada	48
Tabela 10 - Estimção modelo 3, amostra de estudo emparelhada.....	49
Tabela 11 - Capacidade preditiva modelo 3, amostra de estudo emparelhada.....	50
Tabela 12- Capacidade preditiva do modelo 1, na amostra de teste.....	50
Tabela 13- Capacidade preditiva do modelo 3, na amostra de teste.....	51
Tabela 14 - Capacidade preditiva do modelo 3, na amostra de estudo	52
Tabela 15 - Características da amostra emparelhada por CAE, Localização e Ativos ..	53
Tabela 16 - Valores das variáveis dummies, Localização.....	53
Tabela 17 - Valores das variáveis dummies, CAE	53
Tabela 18 - Estimção modelos 4 a 7, amostra emparelhada por CAE, Localização	54
Tabela 19 - Capacidade preditiva dos modelos 4 a 7	55

Lista de abreviaturas

ADM – Análise Discriminante Múltipla

CAE – Classificação das Atividades Económicas Portuguesa por Ramos de Atividade

CAE Rev. 3 - Classificação Portuguesa das atividades Económicas - Revisão 3

CIRE - Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas

EBITDA – Lucros antes de Juros, Impostos, Depreciação e Amortização

EUA – Estados Unidos da América

GDP - *Gross domestic product*

NUTS II - Nomenclatura das Unidades Territoriais para Fins Estatísticos

OCDE – Organização Europeia de Cooperação Económica

PIB – Produto Interno Bruto

PME - Micro, pequenas e médias empresas

SMEs – *Small and medium-sized enterprises*

UE – União Europeia

USD – *United States dollar* (Dólar Americano)

VAB – Valor acrescentado bruto

Esta dissertação surge com o objetivo de escolher um modelo de previsão de falências para as PME portuguesas.

Segundo o Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2019) em 2017, estima-se que o número de mortes de sociedades não financeiras tenha sido 22 091, correspondente a uma taxa de mortalidade de 5,6 por cento, representando uma redução de 40 095 pessoas ao serviço e menos 1 322 milhões de euros de volume de negócios. Tendo em conta que as empresas não financeiras concentraram 93,4 por cento do volume de negócios do setor empresarial português, percebe-se o porquê da importância deste tema.

Dada a importância das PME em Portugal, achamos útil a existência de um modelo de previsão de falências dedicado às PME portuguesas, que possa auxiliar os investidores, os órgãos de gestão, etc., na sua relação com a empresa.

Começamos pela análise do conceito de Falência, que vai variando consoante o autor e/ou o país do estudo. Abordamos ainda as consequências da Falência e os motivos que nos levam a tentar prevê-la.

Através da revisão da literatura vamos explicando algumas das possibilidades de análises utilizadas na elaboração de modelos de previsão da falência, com enfoque em dois tipos, a análise univariada e a análise multivariada. Para cada uma delas descrevemos as principais vantagens e desvantagens associadas à sua utilização. Descrevemos ainda os principais estudos realizados em cada uma delas, que ainda hoje servem de referência a muitos outros estudos.

Por fim apresentamos vários outros estudos sobre o tema. Alguns estudos são a análise de vários estudos permitindo-nos compreender as questões que se foram colocando ao longo do tempo, assim como as várias respostas encontradas. Outros são estudos de aplicação (direta ou atualizada) dos modelos de referência, ou de criação de novos modelos ou de melhoramento dos já existentes.

Procuramos incluir vários estudos vocacionados para as PME, a Indústria transformadora e a realidade portuguesa e apresentamos um quadro resumo, com os principais resultados de estudos realizados, para nos permitir uma melhor comparabilidade entre eles.

No nosso estudo empírico damos resposta ao principal objetivo desta dissertação: escolher um modelo de previsão de falências para as PME portuguesas. Partindo da

população em estudo, as PME portuguesas, pretendemos dar resposta a algumas questões, que nos foram surgindo, durante a revisão da literatura. Assim, a escolha da população e respetiva amostra e a escolha pela utilização de modelo de predição de falências existente e/ou a criação de um novo, refletem essas mesmas questões.

Apresentamos os vários passos, justificando as nossas opções, desde a escolha do modelo à obtenção da(s) amostra(s), até chegarmos aos resultados obtidos no estudo. Contrariamente à nossa intuição, foi através de amostra emparelhada (explicamos o conceito mais à frente) que obtivemos, com o modelo selecionado Altman e Sabato (2007) os melhores resultados.

Por fim, apresentamos as conclusões que retiramos deste estudo, e apresentamos as principais limitações sentidas assim como uma possibilidade de investigação futura, que julgamos ser útil.

Neste capítulo iremos abordar o conceito de falência e a sua previsão.

A falência de empresas é um tema sempre atual, face à conjuntura global económico-financeira, que afeta empresas de todo o mundo, conduzindo muitas delas ao colapso.

Num estudo sobre as determinantes da mortalidade das PME (Couto, 2012), considera-se a falência como um tipo de mortalidade, inserida no grupo da mortalidade económico-financeira, com origem no mercado.

Barros (2008) num estudo de modelo de previsão da falência de empresa, diz que as dificuldades financeiras, são características de uma empresa em falência, que acabam por levar ao incumprimento das obrigações, originando a perda de fornecedores e clientes e a dificuldade na obtenção de crédito, situação que acaba por tomar um “efeito bola de neve”.

As empresas enfrentam vários desafios e dificuldades no seu ciclo de vida, podendo conduzi-las ao declínio e, posteriormente, à falência. A falência em alguns casos acontece quando a empresa não consegue acompanhar a evolução do mercado, começando, com isso a perder clientes, as vendas diminuem prejudicando a sua tesouraria, chegando-se a um elevado nível de endividamento e posteriormente ao declínio (Pembele, 2018).

1 Falência

1.1 Conceito de Falência

Num estudo de falência empresarial (Jardim, 2011) considera-se que o fenómeno de falência pode ser explicado de duas formas, consoante se considere o aspeto económico ou o aspeto jurídico, diferindo entre si, opinião partilhada noutra trabalho sobre falência e estratégias de recuperação empresarial (Pembele, 2018). Gonçalves (2011) refere que a identificação dos determinantes da falência empresarial, e o conseqüente processo de modelação estatística ou econométrico, está diretamente relacionado com a definição de falência utilizada, por exemplo:

- Beaver (1966) define falência como a incapacidade de uma empresa fazer face ou cumprir com os seus compromissos financeiros na maturidade. Em termos operacionais é considerada uma empresa como falida quando um destes eventos

ocorre: bancarrota, *default* obrigacionista, e não pagamento dos dividendos a ações preferenciais.

- Altman, (1968) e Ohlson (1980) utilizam um critério legal. As empresas são definidas como falidas quando sejam consideradas juridicamente falidas.
- Sousa S. J. (2012) defende no seu trabalho sobre as variáveis de previsão de falência, que o conceito “Falência é um estado em que uma empresa possui mais dívidas que a quantidade de seus bens para as pagar, constituindo uma situação irreversível.” (p.5). Este conceito é também partilhado por Abdulkareem (2015) que, no seu estudo de validação do modelo Z-Score, como preditor de falências, considera que o processo de falência se inicia, “quando as empresas são incapazes de pagar as suas obrigações a bancos, fornecedores, autoridades fiscais e trabalhadores” (p.7).
- Na investigação sobre a falência empresarial Santos P. J. (2000) resume que a falência pode ser definida como o estado económico-jurídico do comerciante impossibilitado de solver os seus compromissos.

Partilhamos da opinião de Peres C. J. (2014) a propósito da eficácia dos modelos de previsão de falências, que conclui não haver uma definição única para o conceito de “falência” tendo esta terminologia registado múltiplas variações ao longo dos tempos, influenciadas pelo investigador em causa, o país de origem, a maior proximidade à terminologia legal, financeira ou económica, etc...

Numa revisão sistemática de literatura sobre previsão da falência, efetuada ao longo dos últimos 50 anos, analisando 496 *papers* (Shi & Li, 2019), conclui-se que na maioria dos casos, os autores tendem a usar a falência final como linha divisória quando distinguem as empresas falidas e não falidas.

Em Portugal, o CIRE - Código de Insolvências e Recuperação de Empresas distingue a insolvência da falência, considerando que a insolvência consiste na impossibilidade de cumprir as obrigações vencidas e a falência implica a inviabilidade económica da empresa a sua irrecuperabilidade financeira. No seu artigo 3º, ponto 1, o CIRE define: “É considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas.”.

Num estudo de Guedes (2018), é defendido que o Estado português, desde 2012, promove, sempre que possível, a reestruturação da empresa. Ora isto provoca um hiato temporal entre a situação de insolvência e uma possível falência, pelo que, neste estudo, iremos considerar como falidas as empresas que se encontrem em situação de insolvência.

1.2 Previsão da falência

As consequências da morte de uma empresa não recaem apenas sobre os sócios ou acionistas, mas sobre todos os interessados na empresa, ou seja, também para os restantes *stakeholders*. Recaem também sobre clientes e/ou fornecedores com um considerável grau de dependência da empresa, e trabalhadores que ficam desempregados. O desemprego que uma empresa gera, ao falir, origina custos para o Estado, não só pela necessidade de pagar subsídios de desemprego, mas também pelo aumento dos custos com saúde e custos sociais, derivados do aumento de doenças de foro psicológico e criminalidade (Couto, 2012; Barros, 2008).

Num estudo sobre falências e estratégias de recuperação empresarial, é ainda referido que a falência empresarial acarreta diversas despesas, o que deixa uma grande preocupação aos empresários, e aos investidores (Pembele, 2018).

Face a estas perdas, provocadas pela falência empresarial, Madeira (2002), considera que os gestores precisam de um instrumento que permita a análise e o controlo do desempenho da atividade de uma forma dinâmica.

A falência de qualquer empresa não se pode prever com facilidade (Barros, 2008), e é considerado um evento raro (Gruszczynski, 2019), contudo, as suas consequências levam a que a previsão de falências seja um tema de interesse crescente, conforme se verifica pelo aumento significativo do números de trabalhos realizados (Shi & Li, 2019).

Segundo o Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2019) em 2017, estima-se que o número de mortes de sociedades não financeiras tenha sido 22 091, correspondente a uma taxa de mortalidade de 5,6 por cento, representando uma redução de 40 095 pessoas ao serviço e menos 1 322 milhões de euros de volume de negócios. Tendo em conta que as empresas não financeiras concentraram 93,4 por cento do volume de negócios do setor empresarial português, percebe-se o porquê da importância deste tema.

Embora a questão da falência das empresas não seja recente, apenas na década de 60, do Século XX, surgem os primeiros modelos de previsão daquele acontecimento merecedores de confiança, quer pela sua consistência técnica, quer pela sua aplicabilidade (Barros, 2008). O emprego de rácios na determinação antecipada de um período crítico que leve à falência, sustenta-se na ideia de que todas estas situações se caracterizam por uma deterioração dos rácios. De acordo com a literatura disponível, para compreender o fenómeno de falência empresarial, torna-se necessário analisar os indicadores económicos disponíveis, internos e externos, para que se torne possível entender quais os que têm uma maior influência (Jardim, 2011).

Muitos estudos académicos têm sido dedicados a explorar um modelo de previsão de falências com a melhor precisão. Desde que o modelo de previsão da falência foi introduzido por Altman em 1968, os estudos cresceram exponencialmente (Shi & Li, 2019).

Para Couto, (2012) apesar de uma organização se poder encontrar numa situação económico-financeira debilitada, não significa necessariamente que esta irá à falência, se os problemas ou fatores de instabilidade forem detetados atempadamente, e a empresa intervir, tomando medidas de ação corretivas.

Os modelos de previsão de falências são ferramentas importantes para banqueiros, investidores, gestores de ativos, agências de rating e até para as próprias empresas em dificuldades (Altman, Iwanicz-Drozdowska, Laitinen, & Suvas, 2014). São muitas vezes empregues por peritos em litígios de devedores, credores ou administradores, para provar ou refutar se a empresa em questão estava, num determinado momento, em incumprimento ou se era esperado o incumprimento (Wong & Danilov, 2015) .

Também Lisboa e Gregório (2017), no seu estudo sobre a redução do risco de falência pelo programa Revitalizar, aconselham a que os modelos de previsão de falências sejam encarados como um indicador que, analisado em simultâneo com outros indicadores, se traduza num alerta de que algo não está bem na organização.

CAPÍTULO II – MODELOS DE PREVISÃO DA FALÊNCIA

Neste capítulo iremos abordar alguns dos modelos de previsão de falência mais utilizados, segundo a literatura.

Um dos problemas da aplicação dos modelos, é a fiabilidade da informação disponível. Informação adulterada, não irá produzir respostas adequadas nos modelos. Este é um dos fatores de insucesso da recuperação das empresas, apontados num estudo de Antão, Peres, e Marques (2018), como “A Ilusão da Ocultação”:

A tendência intrínseca dos indivíduos, legitimada em parte pelas penalizações impostas pelo mercado, para ocultar os maus desempenhos é muitas vezes suportada na manipulação contabilística. Desenvolvem-se então procedimentos que permitem manter resultados aparentemente inalterados, apesar da degradação da situação real. A manipulação de provisões, depreciações, amortizações, ajustamentos, capitalização de custos de exploração, etc. permitem manter a um nível satisfatório os resultados contabilísticos ao longo dos anos. Infelizmente, as primeiras vítimas destas opções são a equipa de gestão e os acionistas. Ao diminuir as "reservas ocultas" que ela mesmo havia constituído em tempo de "vacas gordas" atenuam a própria percepção do declínio.

p.40

2 Modelos de previsão da falência

No final da década de 1960, foram realizados vários estudos para desenvolver o modelo de previsão de falência que duram até hoje. Poder-se-ia argumentar que os modelos Beaver (1966) e Altman (1968) eram os dois mais influentes, que foram melhorados e replicados por numerosos investigadores para uma variedade de empresas em diferentes países (Abdulkareem, 2015).

Existem, essencialmente dois tipos de análise: análise univariada e análise multivariada.

2.1 Análise Univariada

Os modelos univariados caracterizam-se por assumir variáveis independentes como critério de classificação das observações da amostra. Esta metodologia, de fácil aplicação, parte da análise isolada das variáveis escolhidas e, através de um teste de classificação

dicotômica, classifica as observações da amostra num de dois estados (falida ou não falida).

A grande vantagem da Análise Univariada é ser de fácil aplicação, pois tecnicamente depende somente da análise da variância das variáveis escolhidas. A sua inclusão é por isso recomendada para uma investigação empírica inicial (Aguilar, 2013).

Apesar de a técnica da Análise Univariada ser de fácil aplicação, esta é suscetível de apresentar erros de interpretação, dado que a análise de cada rácio é realizada individualmente, não há interação entre eles. Por exemplo, uma empresa que apresente níveis de rentabilidade e solvabilidade baixos representa uma potencial falência, mas se apresentar níveis de liquidez elevados a empresa pode não estar numa situação assim tão grave (Amaro, 2015).

FitzPatrick, 1932 foi possivelmente o estudo mais antigo para prever o fracasso empresarial. Assim, é considerado a primeira pessoa a analisar o rácio financeiro para distinguir entre empresas ativas e inativas. O modelo *Univariate Analysis* foi utilizado no seu estudo, que inclui 13 rácios financeiros para identificar falências. No entanto, o modelo de Patrick não demonstrou uma considerável associação com a falência (Abdulkareem, 2015). O trabalho de Fitzpatrick foi posteriormente seguido por estudos realizados por William Beaver. Beaver (1966) foi um pioneiro dos modelos de previsão de falências empresariais, aplicando um modelo univariado em 30 rácios financeiros, para classificar as empresas como solventes ou falidas nessa altura.

FitzPatrick (1932), baseando-se em 19 pares de empresas (falidas e não-falidas), concluiu que os rácios dos dois tipos de empresa exibem diferenças significativas entre, pelo menos, três anos antes da falência das empresas falidas.

2.1.1 O Modelo de Beaver (1966)

Beaver (1966) foi um dos pioneiros no uso de técnicas estatísticas para prever a falência empresarial. O autor pesquisou os rácios mais significativos do risco de falência, testando-os e analisando para isso as diferenças entre os dados do grupo de empresas falidas e os dados do grupo de empresas não falidas. Através desta comparação, efetuada rácio a rácio, Beaver (1966) conseguiu encontrar aqueles que classificavam as

observações da amostra com menor percentagem de erro, i.e., aqueles para os quais essa diferença era maior.

Esta análise foi desenvolvida com base no estudo de 30 rácios de 79 empresas falidas entre 1954 e 1964, e 79 empresas equivalentes não falidas, presentes em 38 setores. Tendo por base a comparação dos valores médios anuais dos rácios financeiros para os 5 anos que antecederam a falência, Beaver (1966) testou (separadamente) a capacidade dos mesmos em classificar as empresas em dois grupos definidos a priori: empresas falidas e não falidas.

A novidade deste estudo face aos anteriores (estudos baseados na análise de perfis) está no facto de se tratar de uma análise “multi-ratio” i.e., com abordagem a vários rácios (apesar destes serem tratados separadamente), e pelo facto da informação incluída ser informação de mercado.

Beaver (1966) refere que a análise de rácios permite constatar as diferenças existentes entre os dois tipos de empresas. Contudo não permite medir a amplitude dessa diferença. Uma vez que esta metodologia parte da média dos valores dos rácios das empresas, não se conhecendo a dispersão dos valores relativamente a este ponto, pode questionar-se sobre a capacidade destes rácios em prever efetivamente a falência das empresas. Por outro lado, facilmente se consegue desta forma construir um teste de classificação dicotómica que permita classificar novas observações num dos grupos de empresas: empresas falidas ou não-falidas.

Beaver (1966) chegou à conclusão de que o Rácio de *Cash-flow* demonstrava maior capacidade de previsão. Este rácio mostrou-se capaz de classificar corretamente 87 por cento das empresas um ano antes da falência e 78 por cento cinco anos antes da falência. Estas percentagens induzem taxas de erro baixas, tendo em consideração que se trata de um modelo de previsão aleatório em que o erro esperado é de 50 por cento.

Dos 30 rácios analisados, segundo Alves, Mata, e Nunes (2015) foram selecionados e testados os seguintes 6:

- Rácio de *Cash-flow*

$$R_1 = \frac{\text{Resultado Líquido} + \text{depreciações e amortizações e provisões}}{\text{Passivo Total}}$$

- Rácio de Rendibilidade

$$R_2 = \frac{\textit{Resultados Líquidos}}{\textit{Ativo Total}}$$

- Rácio de Endividamento

$$R_3 = \frac{\textit{Passivo Total}}{\textit{Ativo Total}}$$

- Rácio do Fundo Maneio

$$R_4 = \frac{\textit{Fundo de Maneio}}{\textit{Ativo Total}}$$

- Rácio de Liquidez Geral

$$R_5 = \frac{\textit{Ativo Corrente}}{\textit{Passivo Corrente}}$$

- Rácio de Segurança

$$R_6 = \frac{\textit{Ativo Corrente} - \textit{Inventários}}{\textit{Gastos Operacionais}}$$

Por ignorar o carácter multivariado da informação financeira de uma empresa, este estudo não proporciona segundo Altman (1968) uma verdadeira medida de risco. Beaver (1966) indica, a título de conclusão, que existe a possibilidade de se considerarem múltiplos rácios simultaneamente e que nesse caso o modelo poderá ter superior capacidade de previsão.

2.2 Análise Multivariada

Os modelos estatísticos multivariados distinguem-se dos modelos univariados por assumirem que a variável dependente é explicada simultaneamente por uma multiplicidade de fatores e suas combinações. Assim os modelos passam a beneficiar do poder preditivo que certos conjuntos de rácios têm na discriminação de grupos, e passam a contemplar as relações de causa-efeito existentes entre as variáveis explicativas e a variável explicada (Aguiar, 2013).

A análise multivariada engloba várias técnicas, entre elas, destacam-se a análise discriminante múltipla, a análise Logit, a análise Probit

2.2.1 Análise Discriminante Múltipla

Segundo um estudo de modelos de previsão de falência (Amaro, 2015) a análise discriminante múltipla consiste numa técnica estatística que é utilizada para classificar qualquer observação em um ou mais grupos à priori dependendo das características individuais da observação. É usada para classificar a variável dependente na forma qualitativa, ou seja, em falência ou não falência.

Desvantagens da Análise Discriminante Múltipla

A aplicação da análise discriminante múltipla num determinado estudo envolve algumas hipóteses, isto é, há requisitos que têm de ser cumpridos. A normalidade das variáveis, a homogeneidade das matrizes de variância-covariância, a existência de diferenças significativas entre os grupos e a remoção de *outliers* fazem parte desses requisitos.

Sabemos que, a existência de normalidade de variáveis económicas e financeiras é rara e por isso de difícil “manipulação”. Em relação à igualdade de matrizes de variância-covariância, esta deve ser cumprida, pois é uma consequência da linearidade da função. A escolha das variáveis mais significativas é importante e é um processo que pode ser realizado recorrendo a variadas técnicas estatísticas, na medida em que vai influenciar os resultados obtidos. Perante a presença de *outliers*, muitas vezes um teste estatístico pode não ser validado devido a dados anormais que deturpam o valor da média e a existência destes pode prejudicar a interpretação dos resultados que se obtêm de uma determinada amostra.

A não consideração de dados qualitativos pela análise discriminante múltipla significa que é uma análise baseada unicamente em dados contabilísticos e rácios e, por conseguinte, não considera outras variáveis, como por exemplo: a competência do gestor, a formação dos trabalhadores, os clientes, a estratégia, entre outras.

Uma outra desvantagem prende-se com o facto de os grupos terem de ser definidos à priori, ou seja, para aplicar a análise discriminante é necessário saber qual o ano que antecede a falência, porque, se queremos estudar o futuro da empresa quanto ao seu possível insucesso não o podemos fazer sem saber o ano que o antecede.

Vantagens da Análise Discriminante Múltipla

Uma delas, centra-se no facto de permitir uma melhor captação das interações das diversas dimensões da empresa, combinando uma série de rácios das demonstrações financeiras. Outra, prende-se com uma diminuição do efeito que possa haver na manipulação de dados contabilísticos.

Outra vantagem da análise discriminante múltipla é o facto de reduzir o número de variáveis independentes no modelo a aplicar, tornando assim a tarefa mais fácil e acessível a um maior número de utilizadores. Por fim, a sua fácil interpretação, aplicação e eficiência são os pontos fortes da análise discriminante múltipla (Amaro, 2015).

Num estudo sobre modelos preditivos (Anjum, 2012) concluiu-se que a maioria dos estudos empíricos utilizou múltiplas técnicas estatísticas discriminatórias de análise para desenvolver os modelos.

De acordo com Altman, et al (2014) “O primeiro modelo de previsão de falência multivariada foi desenvolvido pela E.I. Altman (1968)” (p.2).

Apesar da vasta investigação sobre a previsão de falhas, o modelo original de Z-Score introduzido por Altman (1968) tem sido o modelo dominante aplicado em todo o mundo. Assim, embora o Modelo Z-Score exista há mais de 45 anos, ainda é usado como uma ferramenta principal ou de apoio para a previsão ou análise de dificuldades financeiras ou falência, tanto na investigação como na prática. Edward Altman é, provavelmente, o autor que mais se destacou no desenvolvimento de modelos de previsão de falência (Costa H. A., 2014)

2.2.1.1 Os Modelos de Altman (1968, 1983, 1993)

Foi em 1968 que Altman tentou ultrapassar a dificuldade identificada pelos modelos Univariados. Altman (1968) começou por escolher um conjunto de 22 rácios que viriam a ser testados para uma amostra composta por 66 empresas industriais: 33 empresas falidas e as restantes em situação dita normal para o período que decorre entre 1946 e 1965, todas com um volume de ativos superior a USD 1 milhão. O autor baseou-se somente na informação que constava nas demonstrações financeiras das empresas escolhidas. Após um tratamento estatístico de dados apurou os cinco rácios que melhor

caracterizavam os dois tipos de empresa, i.e., para os quais as empresas falidas diferiam significativamente das empresas não falidas. Os rácios eram os seguintes:

$$X_1 = \frac{\textit{Fundo de Maneio}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_2 = \frac{\textit{Resultados Transitados}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_3 = \frac{\textit{Resultado Antes de Juros e Impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_4 = \frac{\textit{Valor de Mercado dos Capitais Próprios}}{\textit{Passivo Total}}$$

$$X_5 = \frac{\textit{Vendas}}{\textit{Ativo Total}}$$

Sendo o fundo maneio a diferença entre o ativo corrente o passivo corrente, o rácio X_1 apresenta a capacidade de a empresa fazer face aos seus compromissos financeiros, tendo em consideração a sua dimensão, medido pelo ativo total. Este rácio reflete a liquidez da empresa.

X_2 apresenta a percentagem do ativo que é financiado por capitais gerados internamente e retidos pela empresa, ou seja, a capacidade de a empresa gerar resultados e a sua antiguidade. As empresas mais antigas apresentam maiores resultados transitados do que as empresas mais jovens.

X_3 mede a capacidade operacional do negócio da empresa em financiar os ativos, permitindo avaliar se a empresa utiliza eficientemente os seus recursos. Este é o rácio que melhor discrimina as empresas ao nível do desempenho (Altman, 1968).

Considerando que o valor de mercado dos capitais próprios apresenta o valor correto da empresa, o rácio X_4 reflete o quanto o valor do ativo da empresa pode diminuir sem que as dívidas excedam o valor do ativo. O valor de mercado dos capitais próprios corresponde ao resultado do produto do número total de ações da empresa pelo valor de cada ação.

X_5 mostra quantas vezes o ativo consegue gerar o seu valor medido pelas vendas. De acordo com Altman (1968), este rácio mede a capacidade da empresa em vender em condições competitivas de mercado.

A função discriminante do Modelo de Altman (1968) é obtida por:

Equação 1

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

Contabilizou-se um erro tipo I de 6 por cento e 28 por cento, o que significa que para estes casos o modelo classificou como não falidas 6 por cento e 28 por cento das empresas falidas da amostra, um e dois anos antes da falência, respetivamente. Por outro lado, contabilizou-se um erro tipo II de 3 por cento e 6 por cento, ou seja, classificou erroneamente como falidas 3 por cento e 6 por cento das empresas não-falidas da amostra, um e dois anos antes da falência, respetivamente.

Este modelo provou ser capaz de prever a falência de empresas um ano antes dela ocorrer com uma precisão de 95 por cento, e com uma precisão de 83 por cento dois anos antes dela ocorrer.

Dado que este modelo apresenta um problema de aplicação, no cálculo da variável X_4 para empresas industriais não cotadas, na determinação do valor de mercado dos capitais próprios, em 1983, Altman, citado por Alves et al (2015) propôs um novo modelo substituindo o valor de mercado dos capitais próprios pelo valor contabilístico dos capitais próprios.

A função discriminante do Modelo de Altman (1983) é obtida por:

Equação 2

$$Z(2) = 0,717 X_1 + 0,847 X_2 + 3,107 X_3 + 0,420 X_6 + 0,998 X_5$$

onde:

$$X_1 = \frac{\textit{Fundo de Maneio}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_2 = \frac{\textit{Resultados Transitados}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_3 = \frac{\textit{Resultado Antes de Juros e Impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_6 = \frac{\textit{Valor Contabilístico dos Capitais Próprios}}{\textit{Passivo Total}}$$

$$X_5 = \frac{\textit{Vendas}}{\textit{Ativo Total}}$$

Tal como em Altman (1968) a variável que melhor determina a falência das empresas é a variável X_2

Em 1993, Altman, citado por Alves, et Al (2015) apresentou um novo modelo para as empresas prestadoras de serviços cuja função discriminante é obtida por:

Equação 3

$$Z(3) = 6,56 X_1 + 3,26 X_2 + 6,72 X_3 + 1,05 X_6$$

onde:

$$X_1 = \frac{\textit{Fundo de Maneio}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_2 = \frac{\textit{Resultados Transitados}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_3 = \frac{\textit{Resultado Antes de Juros e Impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

$$X_6 = \frac{\textit{Valor Contabilístico dos Capitais Próprios}}{\textit{Passivo Total}}$$

Como se pode constatar a variável $X_5 = \frac{\textit{Vendas}}{\textit{Ativo Total}}$ foi eliminada dado que nas empresas prestadoras de serviços existe um maior volume de vendas e um reduzido ativo, em particular o fixo. Assim, o resultado final ficaria distorcido Alves, et Al (2015).

Consoante o resultado de Z Score, a empresa poderá ser qualificada como Falida ou Não Falida, ou estar numa “Zona Cinzenta”, onde não é seguro defini-la.

Os limites das três zonas, para cada um dos 3 modelos está representado na seguinte tabela:

Tabela 1 - Os modelos de Altman

Variáveis	Modelo de Altman (1968) - Original	Modelo de Altman (1983) - Revisto	Modelo de Altman (1993) - Revisto
X_1	0,012	0,717	6,56
X_2	0,014	0,847	3,26
X_3	0,033	3,107	6,72
X_4	0,006	n.a.	n.a.
X_5	0,999	0,998	n.a.
X_6		0,420	1,05
Limites			
Empresa falida	< 1,81	< 1,23	< 1,10
Empresa não falida	> 2,67	> 2,90	> 2,60
Zona cinzenta	1,81 – 2,67	1,23 – 2,90	1,10 – 2,60

Fonte: Altman (1968, 1983, 1993), adaptado de (Alves, Mata, & Nunes, 2015)

O modelo Z-score permite uma rápida análise da situação financeira das empresas, bem como da sua estabilidade financeira ao longo do tempo. Dado que combina rácios financeiros, reduz a probabilidade de enviesamento provocado pela manipulação dos relatórios e contas da empresa a avaliar. Todavia o modelo, também, apresenta algumas limitações: o modelo original não pode ser aplicado em todas as situações, empresas não cotadas, não industriais e pequenas empresas, não considerando as especificidades dos setores. A amostra não considera empresas cuja falência seja causada por fatores que não sejam refletidos nas demonstrações financeiras; os rácios selecionados resultam da eficiência estatística do modelo e não de uma teoria; para as empresas com resultados próximos de zero, por exemplo empresas que estão numa fase de expansão, o modelo não é útil dado os rácios X_2 e X_3 surgirem “indefinidos”.

Importa salientar, que o modelo Z-score não determina o momento exato em que a empresa vai à falência, permite apenas identificar se a empresa está numa situação de *stress* financeiro.

2.2.1.2 O Modelo Zeta (1977)

Tendo como objetivo melhorar a capacidade de previsão, Altman, Haldeman, & Narayanan, (1977) desenvolveram o Modelo Zeta para ultrapassar questões como o aumento da dimensão média das empresas falidas; os modelos anteriores apenas incluíam empresas industriais; as alterações na apresentação das demonstrações financeiras e nas normas contabilísticas incorporaram algumas melhorias que as técnicas estatísticas discriminantes haviam alcançado. Usaram uma amostra constituída por 53 empresas

declaradas falidas e 58 empresas não falidas do ramo retalhista e da indústria transformadora de 1969 a 1975. Inicialmente utilizaram 27 variáveis, mas no modelo final, após um processo iterativo com o objetivo de reduzir o número de variáveis, apresentaram, apenas, sete:

- Rendibilidade dos ativos

$$X_1 = \frac{\textit{Resultados antes de impostos}}{\textit{Ativo Total}}$$

- Estabilidade dos resultados

$$X_2 = \frac{\textit{Desvio padrão de resultados antes de impostos}}{\textit{Ativo Total (tendo em conta os últimos 10 anos de exercício)}}$$

- Serviço da dívida

$$X_3 = \frac{\textit{Resultados antes de impostos}}{\textit{Encargos financeiros}}$$

- Rendibilidade acumulada

$$X_4 = \frac{\textit{Resultados transitados}}{\textit{Ativo Total}}$$

- Liquidez

$$X_5 = \frac{\textit{Ativo corrente}}{\textit{Passivo corrente}}$$

- Capitalização

$$X_6 = \frac{\textit{Média dos 5 anos do valor do mercado}}{\textit{Média dos 5 anos do valor do mercado + endividamento MLP}}$$

- Dimensão

$$X_5 = \textit{Total dos Ativos Fixos Tangíveis}$$

O rácio da rendibilidade acumulada e a estabilidade de resultados foram as variáveis que mais contribuíram para a discriminação entre os dois grupos de empresas, em que a primeira chegou a ter um peso discriminativo de cerca de 25 por cento.

Este novo modelo conseguiu ter uma boa capacidade preditiva, acima de 90 por cento um ano antes da falência ocorrer e cerca de 70 por cento cinco anos antes da falência.

2.2.2 Análise Logit

A análise Logit obtém-se a partir da chamada regressão logística. É caracterizada por considerar a probabilidade condicional, onde a variável dependente é uma variável *dummy*, onde esta descreve uma qualidade e não uma quantidade. A variável *dummy* pode apenas associar dois valores, valor “1” ou valor “0”, traduzindo-se desta forma na probabilidade de acontecer um dos dois valores (Amaro, 2015).

Os primeiros estudos sobre modelos de regressão logística surgiram no final da década de 70 e apresentam-se como uma tentativa de ultrapassar as conhecidas limitações que afetam a análise discriminante. Em particular, a análise discriminante assume que as variáveis explicativas apresentam uma distribuição normal multivariada com diferentes médias, mas matrizes de dispersão iguais. Porém, se todas as variáveis não apresentarem uma distribuição normal, os métodos empregues podem resultar numa seleção inapropriada do conjunto dos preditores (Costa H. A., 2014).

Ohlson (1980), reconhecendo a existência deste problema, desenvolve um modelo que utiliza a Análise Logística na previsão da falência das empresas, abandonando assim o pressuposto da normalidade das variáveis. Através deste método não linear, o autor conseguiu definir as relações entre as variáveis pela aplicação dos princípios da probabilidade condicional, apesar dos resultados obtidos não terem sido brilhantes (as percentagens de erro para um e dois anos antes da falência foram, em ambos os casos superiores ao modelo original de Altman (1968) e suas sucessivas extensões) (Aguiar, 2013).

2.2.2.1 O Modelo de Ohlson (1980)

Ohlson (1980) utilizou dados de 105 empresas falidas e 2058 empresas não falidas, industriais, norte-americanas, para o período que decorre de 1970 e 1976. Foram excluídas empresas pequenas, empresas não cotadas, empresas do sector das *utilities*, companhias de transporte e empresas prestadoras de serviços financeiros (as últimas por

se achar que têm uma estrutura operacional bastante diferente e um diferente ambiente regulatório). Não utilizou para o efeito dados de mercado, apenas contabilísticos.

Foram testados 3 modelos para 1 ano, 2 anos e entre 1 ano e 2 anos antes da falência das empresas, respetivamente. O modelo considerou nove variáveis explicativas, sendo elas as seguintes:

- Dimensão

$$\log \frac{\textit{Total ativo}}{\textit{Índice de preços}}$$

- Endividamento de longo prazo

$$\log \frac{\textit{Total passivo}}{\textit{Total ativo}}$$

- Liquidez

$$\frac{\textit{Capital corrente}}{\textit{Total ativo}}$$

- Endividamento de curto prazo

$$\frac{\textit{Passivo corrente}}{\textit{Ativo corrente}}$$

- Variável *dummy*

Assume valor “1” se $\textit{Total passivo} > \textit{Total ativo}$

Assume valor “0” se $\textit{Total passivo} < \textit{Total ativo}$

- Rentabilidade dos ativos

$$\frac{\textit{Resultados Líquido}}{\textit{Total ativo}}$$

- Rácio de alavancagem financeira

$$\frac{\textit{Fluxo de caixa}}{\textit{Total passivo}}$$

- Variável *dummy*

Assume valor “1” se *Resultado líquido dos últimos 2 anos* < 0

Assume valor “0” se *Resultado líquido dos últimos 2 anos* > 0

- A variação do resultado líquido (RL), (sendo *t* o período mais recente)

$$RL_t = \frac{RL_t - RL_{t-1}}{|RL_t| + |RL_{t-1}|}$$

O modelo conseguiu atingir as seguintes taxas de sucesso:

- ✓ 96,12 por cento para 1 ano antes da falência;
- ✓ 95,55 por cento para 2 anos antes da falência;
- ✓ 92,84 por cento para entre 1 a 2 anos antes da falência.

O estudo de Ohlson (1980) concluiu que o poder preditivo de qualquer modelo depende do *timing* em que é colocada a informação financeira e contabilística junto dos demais agentes económicos.

2.2.2.2 O Modelo de Altman & Sabato (2007)

Altman e Sabato (2007), desenvolveram um estudo, cujo principal objetivo era desenvolver um modelo específico de previsão da falência para as PME e compará-lo com um modelo genérico de previsão de falência. Analisaram também a influência do modelo de previsão de falência das PMEs nos rácios de capital exigido aos bancos de acordo com regras Basileia II.

Neste estudo, os autores reconheceram a importância das PME na economia de muitos países – “Para os membros da OCDE, a percentagem de PME no total das empresas era superior a 97 por cento. Nos EUA, as PME eram responsáveis por 75 por cento dos empregos e empregam cerca de 50 por cento da força de trabalho.” (pag.332). Utilizaram pela primeira vez a definição de PME, contida no Acordo de Capital de Basileia II (vendas inferiores a 65 milhões de dólares).

Os autores estavam conscientes das inúmeras possibilidades na seleção dos rácios financeiros com capacidade de previsão do padrão da empresa e estavam convictos, pela revisão da literatura, que os modelos que incluem variáveis qualitativas (como o número de funcionários, a forma legal da empresa, a Região onde se insere, o tipo de indústria,

etc.) apresentam melhores resultados na previsão de falência, no entanto, a base de dados utilizada (COMPUSTAT) não continha deste tipo de variáveis.

Seguindo os estudos que analisaram, os autores selecionaram cinco categorias de rácios que descrevem os principais aspetos do perfil financeiro de uma empresa: liquidez, rentabilidade, financiamento/endividamento, cobertura e funcionamento/atividade.

Dentro de cada categoria criaram vários rácios, identificados na literatura como sendo os mais bem-sucedidos na previsão da falência de empresas, selecionando deste modo 17 rácios financeiros. Numa primeira fase, foi realizada uma seleção manual de duas variáveis (rácios) em cada categoria, de acordo com a sua capacidade preditiva. Posteriormente, através da aplicação do *Forward Stepwise Selection Procedure* foram selecionadas as variáveis que, conjuntamente, apresentam uma maior capacidade preditiva do modelo, excluindo as variáveis com níveis de significância baixos.

Tabela 2 - Processo de seleção de variáveis, Altman e Sabato (2007)

Variáveis examinadas	Variáveis selecionadas manualmente	Variáveis inscritas no modelo	Categoria de rácio contabilístico
$\frac{\text{Dívida de curto prazo}}{\text{Capitais Próprios (valor contabilístico)}}$	X	X	Alavancagem
$\frac{\text{Capitais Próprios (valor contabilístico)}}{\text{Total do passivo}}$			
$\frac{\text{Passivo}}{\text{Total ativo}}$	X		
$\frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Total ativo}}$	X	X	Liquidez
$\frac{\text{Fluxo de caixa}}{\text{Total ativo}}$	X		
$\frac{\text{Disponibilidades}}{\text{Vendas líquidas}}$			
$\frac{\text{Ativos intangíveis}}{\text{Total ativo}}$			
$\frac{\text{EBIT}}{\text{Vendas}}$			
$\frac{\text{EBITDA}}{\text{Total ativo}}$	X	X	Rentabilidade
$\frac{\text{Resultado líquido}}{\text{Total ativo}}$			

<u>Resultados transitados</u> Total ativo	X	X	Cobertura
<u>Resultado líquido</u> Vendas			
<u>EBITDA</u> Encargos financeiros suportados	X	X	Atividade
<u>EBIT</u> Encargos financeiros suportados	X		
<u>Vendas</u> Total ativo	X		
<u>Contas a pagar</u> Vendas			
<u>Conta a receber</u> Passivo	X		

Fonte: Elaboração própria, adaptado de Altman e Sabato (2007)

Variáveis selecionadas:

$$X_1 = \frac{EBITDA}{Ativo\ Total}$$

X_1 indica a **rentabilidade** da empresa, na medida em que relativiza os resultados decorrentes da atividade operacional da empresa face à sua dimensão. Espera-se que quanto maior seja este rácio, menor seja a probabilidade de falência.

$$X_2 = \frac{Passivo\ Corrente}{Capitais\ Próprios\ (valor\ contabilístico)}$$

X_2 indica nível de **alavancagem** da empresa na medida em que representa a relação das dívidas de curto prazo face ao valor contabilístico da empresa. Espera-se que quanto maior seja este rácio, maior seja a probabilidade de falência.

$$X_3 = \frac{Resultados\ Transitados}{Total\ ativo}$$

X_3 indica a **cobertura** / rentabilidade acumulada das empresas, pois considera os resultados transitados, que representam a riqueza gerada ao longo dos exercícios económicos, não distribuída pelos acionistas, e relativiza esse valor face à dimensão da empresa. Espera-se que quanto maior seja este rácio, menor seja a probabilidade de

falência. No entanto, na sua análise, não nos podemos esquecer que as empresas em início de atividade poderão sair prejudicadas, na medida em que não dispõem de exercícios económicos que lhes permitam acumular resultados.

$$X_4 = \frac{\textit{Disponibilidades}}{\textit{Total ativo}}$$

X_4 indica a **liquidez**, permitindo aferir qual é a percentagem que as disponibilidades representam no ativo, é demonstrativo da capacidade da empresa para honrar as suas necessidades de curto prazo. Espera-se que quanto maior seja este rácio, menor seja a probabilidade de falência.

$$X_5 = \frac{\textit{EBITDA}}{\textit{Encargos financeiros suportados}}$$

X_5 é revelador do índice de **atividade** da empresa, pois é representativo da relação entre o resultado obtido da atividade de exploração, quando comparado com os encargos financeiros suportados. Espera-se que quanto maior seja este rácio, menor seja a probabilidade de falência.

O estudo foi realizado numa amostra composta por um total de 2.010 PME americanas (120 falidas e 1.890 não falidas - todas com dados disponíveis e mantendo a proporção de 6 por cento de empresas falidas) de diversos setores de atividade, com vendas inferiores a 65 milhões de dólares entre 1994 e 2002 e de diferentes setores.

Recorrendo ao modelo de regressão logit com dados em painel, obtiveram o seguinte modelo:

Equação 4

$$\log\left(\frac{PD}{1 - PD}\right) = 4,28 + 0,18 X_1 - 0,01 X_2 + 0,08 X_3 + 0,02 X_4 + 0,19 X_5$$

Este modelo foi obtido sem a realização de qualquer tratamento de dados, demonstrando uma capacidade de previsão de 75 por cento, valores esses inferiores aos obtidos anteriormente na literatura.

Os autores observam uma grande variabilidade nos valores dos rácios financeiros, algo que, segundo os mesmos, se pode dever à diferença nos setores de atividade das empresas da amostra e/ou à idade das mesmas. Assim, e com vista a aumentar a capacidade

preditiva do modelo, efetuaram transformações logarítmicas em todas as variáveis de forma a reduzir os *outliers* e, conseqüentemente, os erros do Tipo I e II. As variáveis X_1 e X_3 apresentavam uma distribuição muito concentrada nos extremos, pelo que, para dar maior poder aos valores mais significativos da regressão foram transformadas em:

$$X'_1 = -\log\left(1 - \frac{EBITDA}{Total\ ativo}\right)$$

$$X'_3 = -\log\left(1 - \frac{Resultados\ transitados}{Total\ ativo}\right)$$

As restantes variáveis da equação sofreram uma normal transformação logarítmica:

$$X'_2 = \log\left(\frac{Divida\ curto\ prazo}{Capitais\ próprios\ contabilísticos}\right)$$

$$X'_4 = \log\left(\frac{Disponibilidades}{Total\ ativo}\right)$$

$$X'_5 = \log\left(\frac{EBITDA}{Gastos\ Juros}\right)$$

Obtendo-se o seguinte modelo:

Equação 5

$$\log\left(\frac{PD}{1 - PD}\right) = 53,48 + 4,09 X'_1 - 1,13 X'_2 + 4,32 X'_3 + 1,84 X'_4 + 1,97 X'_5$$

A transformação logarítmica implementada permitiu incrementar a capacidade preditiva do modelo dos 75 por cento para 87 por cento.

Para poder testar os resultados e performance dos modelos, Altman e Sabato (2007) constituíram uma *hold-out sample* de 26 empresas falidas, com elementos reportados ao período compreendido entre 2003-2004. Constituíram então uma amostra de 432 PME americanas, para a qual foram seleccionadas de forma aleatória 406 empresas não falidas (empresas em que os dados estão disponíveis e mantendo a proporção de 6 por cento de PME falidas). Para poderem comparar os resultados aplicaram a esta amostra os modelos Logit, o original e o logaritmicado, e o modelo genérico Z'Score. As taxas de erro tipo I e II foram calculadas fixando arbitrariamente uma *cut-off rate* de 30 por cento.

A análise da tabela seguinte permite concluir que Altman e Sabato (2007) obtiveram melhores resultados após a transformação logarítmica das variáveis independentes, já que o erro tipo I baixou de 21,63 por cento para 11,76 por cento e o erro tipo II melhorou de 29,56 por cento para 27,92 por cento. A comparação dos resultados do modelo Z'' -score com o modelo *Logit* sugere que os resultados deste último foram 30 por cento superiores ao Z'' -score na classificação correta de empresas falidas e não falidas.

Tabela 3 - Taxas de erro e predição em Altman e Sabato (2007)

Modelo	Erro tipo I %	Erro tipo II %	Capacidade preditiva (global) %
Logit com Variáveis logaritmizadas	11,76 (9,23)	27,92 (24,64)	87,22 (89,81)
Logit com Variáveis originais	21,63 (20,11)	29,56 (27,86)	75,43 (77,68)
Z'' -Score Model	25,81 (26,12)	29,77 (29,52)	68,79 (68,57)

Fonte: Elaboração própria, adaptado de Altman e Sabato (2007)

Esta tabela permite comparar os erros tipo I (empresas falidas classificadas como ativas) e tipo II (empresas ativas classificadas como falidas), assim como a capacidade preditiva global dos três modelos diferentes, aplicados à amostra de ensaio, com uma taxa de *cut-off* arbitrária de 30 por cento. Os valores entre parênteses, foram os valores obtidos com a amostra utilizada na estimação dos modelos.

Com o propósito de comparação, os autores utilizaram a Análise Discriminante Múltipla, aplicada à mesma amostra do desenvolvimento inicial do modelo (120 empresas falidas e 1890 empresas não falidas) e utilizando as mesmas 5 variáveis logaritmizadas. Este modelo teve uma capacidade preditiva de cerca de 60 por cento, pelo que se conclui que o modelo *Logit*, com logaritmização da variáveis, é o modelo que apresenta maior capacidade preditiva.

2.3 Outros estudos

Além dos estudos e modelos já apresentados, foram realizados muitos outros.

Shi e Li (2019) realizaram uma revisão sistemática da literatura sobre o tema falência, utilizando a base de dados Scopus, com o intuito de identificar os principais trabalhos acadêmicos internacionais de modelos de previsão da falência das empresas, entre 1968 e 2017, tendo incluído 496 artigos exclusivos (dos quais, mais de 80 por cento foram realizados entre 2008 e 2017).

Apesar de não pretendermos realizar uma revisão exaustiva da literatura existente, importa realizar a análise de alguns dos estudos mais recentes, assim como alguns dos estudos que mais se vocacionam para a análise de PME e/ou para a realidade portuguesa. Desta forma poderemos direcionar melhor o nosso estudo à realidade portuguesa, através da sua melhor compreensão. Alguns dos estudos testaram modelos já existentes (Aguiar, 2013; Abdulkareem, 2015; Silva, 2011; Álvares, 2019; Altman, Iwanicz-Drozdowska, Laitinen, & Suvas, 2017; Bessa, 2018; Nogueira, 2017), outros criaram modelos novos (Costa H. A., 2014, Pacheco, Rosa, & Tavares, 2019; Barros, 2008; Correia, 2017, Gonçalves 2011; Madeira 2002; Rosa 2017; Costa L. C. 2019; Lopes 2014; Neves 2014; Salvador A. A. 2013 e Santos F. V. 2019), embora tenham como ponto de partida modelos já existentes.

Jardin, (2009) obteve resultados de 93 por cento de previsão acertada, no modelo testado, utilizando rácios, cuja capacidade preditiva tinha sido avaliada em 40 por cento em estudos anteriores. Já, Pacheco et al (2019) apenas conseguiram um ajustamento do modelo em 62 por cento. O estudo de previsão de falência na restauração de Salvador A. F. (2012), apenas obteve uma classificação correta de 45,45 por cento das empresas falidas, embora tenha identificado corretamente 93,25 por cento das empresas não falidas.

O teste Z-Score em 12 empresas falidas, no estudo de Silva (2011) confirmou a validade do mesmo, dado que indicou todas as empresas corretamente. O mesmo indicador, nos estudos de Sousa S. J. (2012) e Sousa e Oliveira (2014) também funcionou corretamente como no modelo de Ohlson (1980), tanto para um, como para dois anos de antecedência.

Na tabela seguinte podemos verificar, de forma resumida, os modelos, as amostras e os resultados obtidos em alguns estudos:

Tabela 4 - Taxas de erro e predição em diversos estudos

Autor(es) do estudo	Modelo	Amostra			Erro tipo I (%)	Erro tipo II (%)	Capacidade preditiva (1 ano) (%)
		Universo	Falidas	Ativas			
Madeira (2002)	Logit	PME portuguesas do sector têxtil e do vestuário	21	21	9,5	4,8	92,9
Barros (2008)	Gompit	PME portuguesas	298	335	6,0	4,8	94,6
	Logit				6,4	1,8	96,0
Gonçalves (2011)	Logit	PME portuguesas	357	357	13,5	6,5	91,1
Silva (2011)	Altman (1983) (coeficientes originais)	PME portuguesas do sector têxtil	12	0	0	--	100
Aguiar (2013)	Altman (1968) (coeficientes atualizados)	PMEs portuguesas	73	73	6,8	11,0	91,1
	Ohlson (1980) (coeficientes atualizados)				5,5	6,8	93,8
Salvador A. A. (2013)	Logit	PME portuguesas	61	26	8,2	23,1	87,4
Costa H. A. (2014)	Logit	Setor da construção civil em Portugal	100	100	24,3	22,9	75,7
Lopes (2014)	Altman e Sabato (2007) (coeficientes atualizados)	PME portuguesas	245	245	ND	ND	80,3
	Logit				ND	ND	80,2
Neves (2014)	Logit	Empresas portuguesas	330	502	10,4	23,3	84,5
Abdulkareem (2015)	Altman (1983) (Coef Ori)	Fabricas privadas de mobiliário no Reino Unido	12	12	16,7	8,3	87,5

Autor(es) do estudo	Modelo	Amostra			Erro tipo I (%)	Erro tipo II (%)	Capacidade preditiva (1 ano) (%)
Correia (2017)	Logit	PME portuguesas da indústria transformadora	136	160	ND	ND	81,1
Nogueira (2017)	Altman (1968) (Coef Atu)	PME portuguesas setor industrial	249	249	23	19	79
	Altman e Sabato (2007) (Coef Atu)				24	15	81
	Logit				18,5	12,9	84,3
Rosa (2017)	Logit	Setor da construção civil em Portugal	140	133	ND	ND	92,7
Bessa (2018)	Altman (1983) (Coef Atu por Logit)	PME portuguesas (excluindo microempresas e empresas financeiras e de seguros)	152	151	15,1	19,9	82,5
	Ohlson (1980) (Coef Atu por Logit)				19,6	15,1	82,8
Álvares (2019)	Altman (1983) (Coef Ori)	Empresas da UE (ativos > 1 milhão de euros)	225	225	23,1	11,6	82,7
	Altman (1983) (Coef Atu)				30,2	8,0	80,9
	Logit				12,4	12,0	87,8
Costa L. C. (2019)	Altman et Sabato (2007) (Coef Atu)	PME portuguesas (excluindo empresas financeiras e de seguros)	142	142	19,7	25,0	77,7
	Altman e Sabato (2007) com acréscimo de variáveis				18,3	23,7	78,9
Pacheco et al (2019)	Logit	Setor da construção civil em Portugal	140	133	ND	ND	92,7

Autor(es) do estudo	Modelo	Amostra			Erro tipo I (%)	Erro tipo II (%)	Capacidade preditiva (1 ano) (%)
Santos F. V. (2019)	Logit	Pequenas e Médias empresas, familiares, em Leiria	2478	12900	61,4	1,6	88,7
	Altman (1983) (Coef Ori)				79,1	71,0	27,6
	Altman (1983) (Coef Atu por Logit)				80,3	1,5	85,5

(Coef Atu – Coeficientes atualizados / Coef Ori – Coeficientes Originais / ND – Dados não disponíveis)

Fonte: Elaboração própria

Apesar do número abundante de modelos de previsão estatística de falências descritos na literatura, continuam a faltar testes para saber se tais metodologias funcionam na prática. (Kassara & Soileaub, 2014). Não importa apenas aplicar os modelos existentes, ou criar novos com resultados satisfatórios, mas inferiores aos existentes. Importa compreender se é possível utilizar os modelos existentes, na prevenção de falências empresariais, ou se é preciso recorrer a novos modelos, que, efetivamente, ajudem os interessados a compreender a probabilidade de falência de uma empresa.

3 Metodologia utilizada

Com a elaboração do nosso trabalho de campo, pretendemos dar resposta às questões de investigação que permitiram formular as hipóteses.

A escolha da população e respetiva amostra e a escolha pela utilização de modelo de predição de falências existente e/ou a criação de um novo, refletem essas mesmas questões. Começaremos pela definição da população a estudar, depois iremos escolher o modelo a utilizar, definir as variáveis a incluir, escolher as amostras para a estimação do modelo e para a realização de testes ao modelo e, por último, apresentar os resultados obtidos.

Ao definirmos a população de estudo e assumirmos a opção por um modelo, estamos em condições de formular as hipóteses. Assim, os modelos de previsão de falências adequam-se à realidade das PME portuguesas. Com a primeira hipótese, pretende-se averiguar se:

H_1 : O modelo de Altman e Sabato (2007) é capaz de prever a falência nas PME da Indústria transformadora portuguesa.

Ao assumirmos que as informações macroeconómicas e as informações qualitativas, devem ser consideradas num modelo de previsão de falências, estamos em condições de formular a segunda e terceira hipóteses, onde pretendemos averiguar se:

H_2 : A inclusão das variáveis macroeconómicas: Taxa de crescimento real do PIB; Taxa de Inflação; Taxa de Juro sobre novos empréstimos, beneficia a capacidade preditiva do modelo.

H_3 : A inclusão das variáveis qualitativas: Localização e CAE (tipo de indústria), beneficia a capacidade preditiva do modelo.

3.1 População

Em Portugal, de acordo com o Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2020) em 2018 as PME representaram 99,9 por cento do total de empresas não financeiras. Foram consideradas PME, as empresas com os seguintes limites: até 250 pessoas ao serviço; volume de negócios até 50 milhões de euros; e ativo líquido até 43 milhões de euros. A Indústria foi, em 2018, o setor de atividade com maior peso no VAB total (24,8 por cento) das empresas não financeiras.

Num estudo de modelo global para a previsão de falências (Alaminos, Fernández, & del Castillo, 2016), os resultados obtidos permitiram confirmar a superioridade de um modelo global de previsão de falência em comparação com os modelos regionais. No estudo de Altman et al. (2017), sobre a performance do modelo Z'Score, os autores referem a dificuldade de trabalhar com um modelo único em todos os países, dada a heterogeneidade entre empresas, tendo preferido realizar a análise dos vários modelos, por país. Peres e Antão (2018) no seu estudo “Previsão de falência - melhoria da eficiência na utilização da informação económica e financeira” considera que um modelo concebido para determinado país, área ou região terá um desempenho potencialmente diferente quando aplicado a uma amostra geograficamente diferente. Os países diferem em requisitos legais, contabilísticos, impostos e sistemas de trabalho, facilidade de acesso a crédito, características dos seus sistemas financeiros e, em última instância, políticas macro e microeconómicas, questões culturais e de tradição que afetam o estilo de gestão. Santos, Vieira, e Couto (2015), no seu estudo “Determinantes da mortalidade das PME portuguesas”, concluíram que, embora as diferenças entre o modelo geral e os modelos setoriais não sejam significativas, os modelos por setores são mais eficazes. Através do estudo em análise financeira no setor da farmácia, Mendes (2014) respondeu positivamente à pretensão de encontrar rácios e um modelo adequado ao setor farmacêutico. Peres e Antão (2018) salientam que cada sector tem características específicas, desde o desempenho dos seus indicadores financeiros às intrínsecas à sua operação.

Em Altman e Sabato (2007) conclui-se que a precisão de previsão do modelo elaborado para as PME, foi quase 30 por cento superior ao desempenho do modelo genérico. Balcaen e Ooghe (2004) na sua análise a 35 anos de estudos sobre a falência empresarial, considera que as informações relativas ao setor, à dimensão e à idade, assim como à situação dos produtos macroeconómicos e da indústria e aos fatores socio científicos, devem ser consideradas num modelo de previsão de falências. Segundo Martinho & Antunes (2007, citado por Correia, 2017), as PME nacionais apresentam características “heterogéneas” dependendo do setor de atividade.

Atendendo à realidade nacional, e à informação obtida na revisão da literatura, achamos adequado realizar o caso prático nas PME do setor industrial. De acordo com o (Instituto

Nacional de Estatística, I. P. (2007), as CAE-Rev.3 das empresas a selecionar serão da Secção C – Indústrias transformadoras. A escolha desta população, permite, cumprir os pressupostos enumerados, possibilitando ainda a verificação da existência de diferenças entre regiões (através da localização da empresa) e da diferença entre indústrias (através da divisão do CAE-Rev.3 da empresa, os dois primeiros algarismos do CAE).

3.2 Modelo

A escolha do modelo deve ter em conta a realidade que queremos estudar, para que possa ser devidamente adequado.

Uma primeira questão nos inquieta: A busca de novos modelos ainda fará sentido? É algo a que tentaremos responder com este estudo empírico.

Balcaen & Ooghe (2004), considera que faz sentido a criação de novos estudos tendo em conta a evolução da disponibilidade de dados e das técnicas estatísticas. Por outro lado, Bellovary, Giacomino, & Akers (2007), na sua revisão de estudos de previsão de falência realizados entre 1930 e 2007, consideram que é mais importante focar nos estudos já existentes do que criar novos estudos.

Para Balcaen & Ooghe (2004) a grande maioria dos modelos clássicos de previsão de falências, desenvolvidos a nível académico parecem ser modelos ADM e modelos de logit. Correia (2017), na sua revisão sobre trabalhos que analisaram o tema, tanto em contexto internacional, como para o caso de setores particulares da economia portuguesa, verificou que a aplicação de um modelo logit traria maior capacidade explicativa ao seu trabalho de desenvolvimento de um modelo de previsão da falência empresarial para as PME da indústria transformadora nacional. No seu trabalho “Risco de Falência de PME: Evidência no Setor da Construção em Portugal”, Rosa (2017), considerou o modelo logit, como o mais robusto a ser aplicado. Shi e Li (2019) no seu estudo, observaram que o modelo logit era o mais utilizado nos estudos observados.

Parece-nos, pois, face à revisão da literatura efetuada, que a escolha do modelo deve recair sobre um modelo logit.

Mais do que criar um modelo novo, este estudo pretende testar um dos modelos já existentes, que nos pareça adequado à realidade da população atrás referida.

Olhando para a tabela com o resumo de alguns estudos, e atendendo à popularidade mundial do autor Altman, em estudos de previsão de falências (autor mais citado, segundo Shi e Li (2019) e cujo modelo parece ser dos mais promissores (Antão et al. (2018), parece-nos ser adequada a aplicação do modelo de Altman e Sabato (2007), embora numa versão mais atual, e adaptada à realidade do estudo. Temos os estudos de Costa L. C. (2019), e de Nogueira (2017), que testaram o modelo (atualizando os coeficientes), obtendo uma capacidade preditiva de 77,7 por cento e 81 por cento, respetivamente, e um erro tipo I de 19,7 por cento e 24 por cento, respetivamente. É considerado erro tipo I, quando uma empresa falida é classificada incorretamente e é considerado erro tipo II, quando uma empresa ativa é classificada erradamente. O primeiro é considerado como mais grave, dado que as suas consequências, são, potencialmente, mais nefastas (do ponto de vista do investidor). Não tivemos em consideração os estudos que não mencionam os erros tipo I e tipo II, dado que a capacidade preditiva por si só não é reveladora da adequabilidade do modelo (veja-se o caso do modelo de Altman (1983), com os coeficientes atualizados por logit, apresentado no estudo de Santos F. V. (2019), que tem uma capacidade preditiva de 85,5 por cento, mas apresenta um erro tipo I de 80,3 por cento. Apesar de boa capacidade preditiva (global) do modelo, no fundo ele de pouco nos serve para descobrir potenciais falências, dado que apenas acerta em 19,7 por cento das empresas falidas).

3.3 Variáveis

A primeira variável a definir, é a variável dependente, isto é, aquela cujo valor vai depender das restantes. Neste estudo, a variável dependente, “Falência”, é uma variável dicotómica (pode assumir dois valores), que representa se a empresa está ou não em falência. Se a empresa estiver em falência assumirá o valor 1 e caso a empresa não esteja em falência assumirá o valor 0. Esta escolha não é isenta de críticas, uma vez que a falência do negócio não é uma dicotomia bem definida (Balcaen & Ooghe, 2004). A variável dependente assume o seu valor de acordo com uma probabilidade calculada pelo modelo e um *cut-off* definido de forma arbitrária. Altman e Sabato (2007) utilizaram um *cut-off rate* de 30 por cento.

Recordamos que, tal como referimos na definição do conceito de falência, neste estudo, iremos considerar como falidas as empresas que se encontrem em situação de insolvência.

As seguintes variáveis a definir são as variáveis independentes. São aquelas que irão influenciar (e explicar) o valor da variável dependente. Podem existir variáveis quantitativas (que expressam valores) ou qualitativas (que expressam qualidades).

Da revisão da literatura efetuada, concluímos não haver uma teoria para a seleção das variáveis independentes e que a maioria dos autores selecionam as variáveis de acordo com a sua popularidade e/ou sucesso, na literatura financeira (Costa L. C., 2019, Altman e Sabato, 2007; Aguiar, 2013; Santos F. V., 2019; Duarte 2014; Pacheco D. P. 2018; Tascón e Castaño, 2017; Gonçalves, 2011; Madeira, 2002; Rosa, 2017; Sousa S. J., 2012; Nogueira, 2017; Lopes, 2014; Salvador A. A., 2013; Barros, 2008; Balcaen e Ooghe, 2004). Tascón e Castaño (2017), verificaram que, nas últimas décadas, a escolha de variáveis é cada vez mais realizada pela sua popularidade em estudos anteriores em detrimento de razões económicas. Jardim (2009), conclui na análise literária efetuada, que nos quarenta anos anteriores ao estudo, mais de 500 rácios diferentes foram efetivamente utilizados para construir modelos (excluindo muitos outros que foram analisados, mas não foram utilizados).

Como o nosso estudo visa, acima de tudo, estudar a aplicabilidade de modelos já existentes, em concreto o de Altman e Sabato (2007), as variáveis independentes a utilizar são as do respetivo modelo. Como as variáveis já foram explicadas anteriormente, apenas as recordamos:

$$X'_1 = -\log\left(1 - \frac{EBITDA}{Total\ ativo}\right)$$

$$X'_3 = -\log\left(1 - \frac{Resultados\ transitados}{Total\ ativo}\right)$$

$$X'_2 = \log\left(\frac{Divida\ curto\ prazo}{Capitais\ próprios\ contabilísticos}\right)$$

$$X'_4 = \log\left(\frac{Disponibilidades}{Total\ ativo}\right)$$

$$X'_5 = \log\left(\frac{EBITDA}{Gastos\ Juros}\right)$$

Režňáková e Karas (2014) no seu estudo pretenderam analisar o potencial de rácios financeiros dinâmicos para a previsão da falência. “Para efeitos desta investigação, por

uma relação dinâmica, queremos dizer um que é calculado com base em dados de pelo menos dois períodos.” (p.566). Concluíram não haver grande impacto na utilização de rácios dinâmicos. Balcaen e Ooghe (2004) defende que a utilização de um modelo estatístico clássico num contexto preditivo, requer que as relações entre as variáveis do modelo sejam estáveis no tempo.

Altman, Sabato, & Wilson (2010) no estudo “O valor da informação não financeira na gestão do risco nas PME” constataram que a informação não financeira (como idade, tamanho, insolvência do setor, se a empresa é auditada, ...), quando disponível, é suscetível de melhorar significativamente a precisão de previsão do modelo em até 13 por cento. Também Balcaen e Ooghe (2004) afirma que as informações não contabilísticas, qualitativas, as informações relativas ao setor, à dimensão e à idade, relativas à situação dos produtos macroeconómicos e da indústria e aos fatores socio científicos, devem ser consideradas num modelo de previsão de falências. No seu estudo sobre “Previsão de Falência de Pequenas e Médias Empresas”, Lopes (2014), testou a introdução de variáveis qualitativas como idade e dimensão das empresas, como forma de melhorar a capacidade de previsão do modelo, no entanto, não obteve melhoria no modelo, o que se poderá dever, principalmente no caso da variável dimensão, ao facto de a amostra ser construída, selecionando por emparelhamento, sendo um dos critérios, o valor do total do ativo.

Ao contrário de grande parte da literatura anterior, que geralmente se concentra em fatores de risco internos, o estudo de Everett e Watson (1998) explora o impacto dos fatores macroeconómicos na mortalidade dos pequenos negócios. Os resultados sugerem que os fatores económicos parecem estar associados com entre 30% e 50% das falências, dependendo da definição de falência utilizada. Como esperado, as taxas de falências foram associadas positivamente com a taxas de juro e a taxa de desemprego.

O estudo de Liu (2004) utiliza um modelo de correção de erros (ECM) para investigar os determinantes das falências no Reino Unido, modelando o comportamento de curto e longo prazo das taxas de falência em relação aos fenómenos macroeconómicos no período 1966-1999. Os resultados indicam que as taxas de falência estão associadas às taxas de juro, crédito, rentabilidade, preços e taxas de natalidade das empresas no curto prazo e longo prazo. Dessas variáveis macroeconómicas, a taxa de juro parece ser um fator

importante que influencia as taxas de falência e pode ser usado como um instrumento de política viável para reduzir a incidência de falências empresariais.

Topaloğlu (2012) analisa com um modelo logístico multiperíodo a falência de empresas na indústria transformadora americana no período de 1980 a 2007. Inclui o efeito do Produto Interno Bruto nas falências, que se evidencia como um forte indicador. Os resultados mostram que as variáveis contábilísticas perdem capacidade preditiva quando as variáveis orientadas para o mercado são adicionadas ao modelo. Conclui que o crescimento macroeconómico é significativo na previsão de falências de toda a indústria transformadora.

No seu estudo sobre “A influência das variáveis financeiras e macroeconómicas na insolvência das PME portuguesas” Pacheco D. P. (2018) incluiu as variáveis idade e dimensão da empresa, assim como as variáveis macroeconómicas: “Taxa de Crescimento Real do PIB”, “Taxa de Inflação”, “Taxa de Juro Sobre Novos Empréstimos” e “Formação Bruta de Capital Fixo”, concluindo que todas elas contribuíram para o aumento do poder explicativo do modelo.

Com o intuito de testarmos a melhoria do modelo, pela inclusão de variáveis macroeconómicas, iremos adicionar ao modelo de Altman e Sabato (2007), as variáveis: Taxa de crescimento real do PIB; Taxa de Inflação; Taxa de Juro sobre novos empréstimos. Quanto à possibilidade de melhoria do modelo, pela inclusão de variáveis qualitativas iremos adicionar ainda as variáveis: Localização e CAE (tipo de indústria). Iremos testar o impacto da inclusão das variáveis, em duas fases, primeiro adicionando cada variável isoladamente e depois adicionando-as de forma simultânea.

3.4 Amostra

Estando escolhida a população a estudar e definidos os modelos a aplicar, falta testar os modelos. Embora a população a estudar seja finita, não são conhecidos todos os dados necessários da mesma. Assim, é necessário recorrer à análise de amostras, para se poder, depois, extrapolar os resultados para a população.

Como se pode verificar na tabela 4, a maioria dos estudos é realizado com amostras emparelhadas (por cada empresa falida é selecionada uma empresa ativa). Aos estudos mencionados, juntam-se os de Beaver (1966), Altman (1968; 1983; 1993), e Altman et

al. (1977) onde também são utilizadas amostras emparelhadas. Já nos trabalhos de Ohlson (1980), Altman e Sabato (2007), Altman, Sabato, e Wilson, (2010), Pacheco D. P. (2018) e Santos F. V. (2019) a amostra utilizada é desemparelhada. Por norma, a amostra emparelhada é obtida escolhendo uma empresa ativa do mesmo setor e com a mesma dimensão da empresa falida a emparelhar, seguindo a metodologia de Beaver (1966) e Altman (1968). Para Álvares (2019) este processo pode gerar algum enviesamento à amostra, uma vez que a falência é um processo gradual e que durante este processo as empresas podem tentar alienar os seus ativos em massa o que faz com que a sua quantidade de ativos seja menor. No estudo de (Gruszczynski, 2019) é referida a distorção dos resultados, devido à escolha de amostras emparelhadas (mesmo número de empresas falidas e não falidas), já no estudo de Aguiar (2013) foi concluído que a paridade não é relevante. Antão *et al* (2018) defende que o desenvolvimento de um modelo a partir de uma amostra que tenha mais elementos de um grupo do que o outro, poderá fazer com que ele seja tendencioso mais tarde, quando se tratar de classificar as empresas. Para Balcaen e Ooghe (2004) a estimativa dos modelos baseada em amostras não aleatórias, cujas composições são diferentes da composição da população, faz com que, os métodos estatísticos clássicos sejam aplicados de forma inadequada e o modelo resultante não possa ser generalizado. Partilhamos da opinião de que a amostra deve ser representativa da população a estudar, para que seja possível extrapolar os resultados.

Outra questão, relativamente à escolha da amostra, prende-se com a utilização de *outliers* (valores que diferem completamente dos restantes). Para Aguiar (2013), Correia (2017), Lopes (2014); Rosa (2017) e Pacheco *et al* (2019) a presença de *outliers* cria inconsistência nos resultados da amostra, pelo que devem ser excluídos da amostra. Por outro lado, Costa L. C. (2019); Tascón e Castaño (2017) e Pacheco D. P. (2018) para ultrapassar o enviesamento proporcionado pelos *outliers*, decidiram normalizar os dados (através da winsorização das variáveis), uma vez que a eliminação dos *outliers* significaria uma redução da amostra, o que poderia ser prejudicial na construção do modelo. No estudo de Altman e Sabato (2007), optaram por logaritmizar as variáveis, para reduzir o impacto dos valores mais estranhos (e melhorar os erros tipo I e tipo II).

Para Balcaen e Ooghe (2004) a utilização de um modelo estatístico clássico num contexto preditivo, requer que as relações entre as variáveis do modelo sejam estáveis no tempo. Presume-se que a falência é um estado estável e não um processo, contrariamente à

realidade, em que a falência é de fato um processo, com diferentes fases e diferentes origens. Por concordarmos com esta visão, iremos analisar dados de vários anos, em cada empresa, numa análise de dados em painel.

Selecionamos duas amostras, uma com empresas PME portuguesas da Indústria transformadora com dados disponíveis de 2004 a 2018, para desenvolvimento dos modelos (falências entre 2005 e 2018) e outra, com empresas PME portuguesas da Indústria transformadora com dados de 2018 e 2019 (falências em 2019), para teste dos modelos desenvolvidos. Na primeira amostra, para que seja representativa da população, mantivemos a proporção de empresas falidas, por CAE e ano de falência.

Os dados foram recolhidos da base de dados SABI.

Pela consulta da base de dados SABI, aplicando os critérios já enunciados (PME da Indústria transformadora), obtivemos dados de 17.108 empresas (das quais 162 estão consideradas insolventes - “Insolvência/Trâmites de Composição”), para os anos entre 2004 e 2020. A base de dados SABI não contém informação histórica sobre o estado da empresa, apenas a informação mais recente é disponibilizada, pelo que as empresas que apresentam os estados “Dissolução”, “Encerramento Legal” e “Liquidação” podem ter apresentado pedido de insolvência. Para tentarmos aumentar o número de empresas consideradas insolventes para este estudo (recordamos que o critério é considerar como falidas as empresas que se encontrem em situação de insolvência, utilizando a data do pedido de insolvência, como data da falência), verificamos no portal Citius a data de apresentação da insolvência (se aplicável) das empresas cujo estado, na base de dados, estava como “Dissolução”, “Encerramento Legal” e “Liquidação”, tendo acrescentado à amostra 17 empresas insolventes.

A tabela seguinte mostra o número de empresas consideradas insolventes, na amostra, em cada ano:

Tabela 5 - Número de empresas insolventes, por ano, na amostra inicial

Ano	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020
Empresas insolventes	2	1	3	3	1	1	5	2	1	7	61	92

Fonte: Elaboração própria

Segundo o observatório RACIUS a evolução de insolvências em Portugal foi a seguinte:

Figura 1- Evolução das insolvências, em Portugal (2007 - 2019)



Fonte: Elaboração própria

Parece-nos que os dados obtidos da base de dados, não refletem a realidade. Uma análise aos dados do estudo de Correia (2017), que versa sobre a mesma população, permite verificar que foram encontradas, na mesma base de dados e utilizando os mesmos critérios de seleção, para o ano de 2016, 222 empresas consideradas insolventes. Também no estudo de Duarte (2014), utilizando a mesma base de dados e critérios de seleção, foram encontrados valores totalmente diferentes da amostra por nós obtida: 41, 217, 393, 533, e 322 empresas insolventes, para os anos de 2009, 2010, 2011, 2012 e 2013, respetivamente. Desta forma, tivemos de adaptar a incidência do estudo e, conseqüentemente a amostra a utilizar. Iremos utilizar dados de 2018 e 2019, para aplicar o modelo a um ano antes da falência (2019 e 2020). A amostra de teste será constituída pelas empresas falidas entre 2015 e 2018, acrescentada de empresas ativas no mesmo período.

Segundo o Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2020), em 2018, havia 67.850 PME da Indústria transformadora e segundo a Iberinform Crédito y Caión, em 2018, o número de insolvências de PME da Indústria transformadora foi de 1.160, o que dá uma taxa de insolvência de 1,7 por cento.

Na análise aos dados obtidos, observamos que nem todas as empresas têm disponíveis os dados necessários para aplicação do modelo, estas empresas serão excluídas deste estudo.

Observamos ainda que a obtenção de alguns rácios é impossível, por termos alguns dados cujo valor é zero, utilizados como divisores, o que origina um resultado indefinido. As empresas em que esta situação ocorre também serão excluídas deste estudo. Existem ainda dados improváveis, como “Disponibilidades bancárias e caixa” negativas, que foram também retirados da nossa amostra.

Obtivemos um total de 68 empresas a considerar como falidas (51 em 2019 e 17 em 2020), a que corresponde, mantendo a proporção de 1,7 por cento de empresas falidas, a um total de 4000 empresas ativas (3000 em 2019 e 1000 em 2020). Assim a amostra de estudo é constituída por 4068 empresas.

Para a amostra de teste obtivemos um total de 6 empresas a considerar como falidas (2 em 2018 e 2015, 1 em 2017 e 2016), a que corresponde, mantendo a proporção de 1,7 por cento de empresas falidas, a um total de 354 empresas ativas (118 em 2018 e 2015 e 59 em 2017 e 2016). Assim a amostra de teste é constituída por 360 empresas.

3.5 Resultados

Através da utilização do software EViews, versão STUDENT VERSION LITE 11, estimamos os novos coeficientes para o modelo Altman e Sabato (2007), através da amostra de 4068 empresas. Dadas a existência de dados com valor negativo (como o EBITDA), não foi possível proceder à logaritmização das variáveis, conforme foi realizado por Altman e Sabato (2007), portanto utilizamos o modelo de Altman e Sabato (2007) sem logaritmização das variáveis. Como as variáveis já foram explicadas anteriormente, apenas as recordamos:

$$X_1 = \frac{EBITDA}{Ativo\ Total}$$

$$X_2 = \frac{Passivo\ Corrente}{Capitais\ Próprios\ (valor\ contabilístico)}$$

$$X_3 = \frac{Resultados\ Transitados}{Total\ ativo}$$

$$X_4 = \frac{Disponibilidades}{Total\ ativo}$$

$$X_5 = \frac{EBITDA}{\text{Encargos financeiros suportados}}$$

Os resultados obtidos, foram os seguintes:

Tabela 6 - Estimação modelo 1, amostra de estudo

Variáveis	Modelo 1
Constante	-4,062172 (0,201633)
X₁	-10,08914 *** (1,174747)
X₂	-0,116020 *** (0,036839)
X₃	-1,752196 *** (0,264692)
X₄	1,460984 (0,927002)
X₅	0,0000235 (0,000793)
Observações	4068
Método	<i>ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing / EViews legacy)</i>
LR statistic	252,5121
Prob(LR statistic)	0,000000
R² Ajustado	0,365278
Nota: *, ** e *** indicam a significância estatística ao nível de 10%, 5% e 1%, respetivamente.	
X ₁ é a razão entre o EBITDA e o Total de Ativos. X ₂ é a razão entre o Passivo Corrente e valor contabilístico dos Capitais Próprios. X ₃ é a razão entre os Resultados Transitados e o Total de Ativos. X ₄ é a razão entre as Disponibilidades e o Total de Ativos. X ₅ é a razão entre o EBITDA e os Encargos Financeiros Suportados	

Fonte: Elaboração própria

Podemos observar que as variáveis X₄ e X₅, não são estatisticamente significativas, pois apresentam um P-Value bastante elevado. Em sentido contrário estão as variáveis X₁, X₂

e X_3 que se mostram estatisticamente significativas a um nível de significância inferior a 1 por cento. O R^2 ajustado, que mede o nível de ajustamento do modelo, indica-nos que o modelo tem uma capacidade explicativa de 36,5 por cento.

Quanto à capacidade preditiva do modelo, observamos os seguintes resultados:

Tabela 7 - Capacidade preditiva modelo 1, amostra de estudo

Amostra		Previsão			
		Ativas		Falidas	
		Nº	%	Nº	%
Ativas	4000	3989	99,73	11	0,28
Falidas	68	44	64,71	24	35,29
		Capacidade preditiva global		98,65 %	

Fonte: Elaboração própria

Utilizando o *cut-off*, de 30 por cento, obtemos uma capacidade preditiva global de 98,65 por cento. À primeira vista pode parecer um resultado excelente, contudo, é preciso bastante cautela e analisar conjuntamente com os erros tipo I e tipo II. O erro tipo I é de 64,71 por cento, que consideramos ser um valor extremamente elevado. O erro tipo II é de apenas 0,28 por cento. Conforme já referido anteriormente o erro tipo I (classificar como ativa uma empresa falida) é o mais oneroso para os investidores.

O principal objetivo da utilização de modelos de previsão de falências é conseguir classificar corretamente as empresas falidas, o que não ocorre de forma satisfatória com a aplicação deste modelo nesta amostra (apenas 35,29 por cento das empresas falidas foram classificadas corretamente).

De volta aos dados da amostra, verificamos que existem algumas empresas (122), classificadas como ativas, com Capitais Próprios negativos. De acordo com o CIRE, artigo 3º, nº 2, “*As pessoas colectivas..., são também considerados insolventes quando o seu passivo seja manifestamente superior ao activo, avaliados segundo as normas contabilísticas aplicáveis.*”. Porque podemos estar na presença de empresas falidas, cujo

pedido de insolvência ainda não tenha sido efetuado, ou ainda não haja a respetiva atualização na base de dados, retiramos estas empresas da amostra inicial.

Repetimos a estimação de coeficientes, para esta nova amostra:

Tabela 8 - Estimação modelo 2, amostra de estudo retificada

Variáveis	Modelo 2
Constante	-4,002929 (0,197993)
X_1	-9,857103 *** (1,142766)
X_2	-0,118655 *** (0,036756)
X_3	-1,426928 *** (0,253249)
X_4	1,565047 * (0,905414)
X_5	-0,000135 (0,000792)
Observações	3946
Método	<i>ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing / EViews legacy)</i>
LR statistic	241,7790
Prob(LR statistic)	0,000000
R² Ajustado	0,351878
<p>Nota: *, ** e *** indicam a significância estatística ao nível de 10%, 5% e 1%, respetivamente. X_1 é a razão entre o EBITDA e o Total de Ativos. X_2 é a razão entre o Passivo Corrente e valor contabilístico dos Capitais Próprios. X_3 é a razão entre os Resultados Transitados e o Total de Ativos. X_4 é a razão entre as Disponibilidades e o Total de Ativos. X_5 é a razão entre o EBITDA e os Encargos Financeiros Suportados</p>	

Fonte: Elaboração própria

Podemos observar que as variáveis X_1 , X_2 e X_3 se mantêm estatisticamente significativas e que houve alguma melhoria na variável X_4 que passou a ser estatisticamente significativa a um nível de significância inferior a 10 por cento. O R^2 ajustado, indica-nos

que a capacidade explicativa do modelo (35,19 por cento) é ligeiramente inferior à do anterior.

Quanto à capacidade preditiva do modelo, observamos os seguintes resultados:

Tabela 9 - Capacidade preditiva modelo 2, amostra de estudo retificada

Amostra		Previsão			
		Ativas		Falidas	
		Nº	%	Nº	%
Ativas	3878	3866	99,69	12	0,31
Falidas	68	47	69,12	21	30,88
		Capacidade preditiva global		98,50 %	

Fonte: Elaboração própria

Como se pode observar, os resultados obtidos são ligeiramente inferiores, pelo que se conclui que a exclusão das empresas com Capitais Próprios negativos, classificadas como ativas, foi infrutífera.

Como já referimos anteriormente, uma das críticas apontadas a este tipo de amostra, que apresenta uma grande discrepância entre o número de empresas ativas (4000) e falidas (68) é precisamente o enviesamento dos resultados. Apesar de considerarmos que a amostra deve ser representativa da população, para que seja possível a extrapolação de resultados, perante os resultados obtidos, quisemos verificar a possível diferença, se aplicarmos o modelo a uma amostra emparelhada. Para o efeito criamos uma amostra emparelhada, incluindo para cada uma das 68 empresas consideradas falidas, uma empresa ativa com o total de ativos semelhante, obtendo assim uma amostra com 136 empresas.

Os resultados da nova estimação, são os seguintes:

Tabela 10 - Estimação modelo 3, amostra de estudo emparelhada

Variáveis	Modelo 3
Constante	-0,238704 (0,306851)
X_1	-9,025236 *** (2,224289)
X_2	-0,017919 (0,041368)
X_3	-1,262767 ** (0,514964)
X_4	0,460963 (1,374982)
X_5	-0,001251 (0,001901)
Observações	136
Método	<i>ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing / EViews legacy)</i>
LR statistic	66,38897
Prob(LR statistic)	0,000000
R² Ajustado	0,352129
<p>Nota: *, ** e *** indicam a significância estatística ao nível de 10%, 5% e 1%, respetivamente.</p> <p>X_1 é a razão entre o EBITDA e o Total de Ativos. X_2 é a razão entre o Passivo Corrente e valor contabilístico dos Capitais Próprios. X_3 é a razão entre os Resultados Transitados e o Total de Ativos. X_4 é a razão entre as Disponibilidades e o Total de Ativos. X_5 é a razão entre o EBITDA e os Encargos Financeiros Suportados</p>	

Fonte: Elaboração própria

Verificamos que a capacidade explicativa do modelo (35,21 por cento) é semelhante à dos modelos anteriores. Quanto às variáveis, existe uma mudança, na medida em que apenas X_1 e X_3 se mostram estatisticamente significativas e X_2 , X_4 e X_5 não se mostram estatisticamente significativas.

Quanto à capacidade preditiva do modelo, observamos os seguintes resultados:

Tabela 11 - Capacidade preditiva modelo 3, amostra de estudo emparelhada

Amostra		Previsão			
		Ativas		Falidas	
		Nº	%	Nº	%
Ativas	68	65	95,59	16	4,41
Falidas	68	3	23,53	52	76,47
		Capacidade preditiva global		86,03 %	

Fonte: Elaboração própria

A capacidade preditiva global é de 86,03 por cento com erro tipo I de 23,53 por cento e erro tipo II de 4,41 por cento. Comparado com os resultados do modelo original (sem logaritmização das variáveis) de Altman e Sabato (2007), verificamos uma melhoria na predição global (de 75,43 para 86,03 por cento), um decréscimo do erro tipo II (de 29,56 para 4,41 por cento), embora haja um ligeiro aumento no erro tipo I (de 21,63 para 23,53 por cento).

Para testarmos a robustez dos modelos, aplicamo-los à amostra de teste (6 empresas falidas e 354 ativas), através do Excel, tendo obtido os seguintes resultados:

Modelo estimado com a amostra proporcional à população (modelo 1):

Equação 6

$$\log\left(\frac{PD}{1-PD}\right) = -4,062172 - 10,08914 X_1 - 0,116020 X_2 - 1,752196 X_3 + 1,460983 X_4 + 0,0000235X_5$$

Tabela 12- Capacidade preditiva do modelo 1, na amostra de teste

Amostra		Previsão			
		Ativas		Falidas	
		Nº	%	Nº	%
Ativas	354	349	98,59	5	1,41
Falidas	6	3	50,00	3	50,00
		Capacidade preditiva global		97,78 %	

Fonte: Elaboração própria

Obtivemos uma capacidade preditiva global de 97,8 por cento, com erro tipo I de 50 por cento e erro tipo II de 1,4 por cento. Apesar de amostra de teste ser reduzida, em especial no número de empresas falidas, estes resultados reforçam a nossa convicção da falta de capacidade preditiva deste modelo. No fundo a probabilidade de classificar corretamente uma empresa falida, é igual à probabilidade obtida pelo “atirar de uma moeda ao ar”.

Modelo estimado com amostra por emparelhamento (modelo 3):

Equação 7

$$\log\left(\frac{PD}{1-PD}\right) = -0,238704 - 9,025236 X_1 - 0,017919 X_2 - 1,262767 X_3 + 0,460963 X_4 - 0,001251 X_5$$

Tabela 13- Capacidade preditiva do modelo 3, na amostra de teste

Amostra		Previsão			
		Ativas		Falidas	
		Nº	%	Nº	%
Ativas	354	301	85,03	53	14,97
Falidas	6	0	0,00	6	100,00
		Capacidade preditiva global		85,28 %	

Fonte: Elaboração própria

Obtivemos uma capacidade preditiva global de 85,3 por cento, sem erro tipo I e com erro tipo II de 15 por cento. Por considerarmos que a amostra de teste é pequena, em especial no número de empresas falidas, para podermos confirmar os, aparentes, bons resultados, resolvemos testar este modelo na amostra de estudo, através do Excel, obtendo os seguintes resultados:

Tabela 14 - Capacidade preditiva do modelo 3, na amostra de estudo

Amostra		Previsão			
		Ativas		Falidas	
		Nº	%	Nº	%
Ativas	4000	3729	93,23	271	6,78
Falidas	68	16	23,53	52	76,47
		Capacidade preditiva global		92,94 %	

Fonte: Elaboração própria

Obtivemos uma capacidade preditiva global de 92,9 por cento, com erro tipo I de 23,5 por cento e erro tipo II de 6,8 por cento. Estes resultados, (obtidos pela aplicação do modelo a uma amostra de dimensões bastantes superiores ao da amostra que serviu de suporte à obtenção dos coeficientes), demonstram uma capacidade preditiva global superior (de 86,03 por cento para 92,9 por cento), com a manutenção do erro tipo I (23,5 por cento) e um ligeiro aumento do erro tipo II (de 4,41 para 6,8 por cento), reforçam a nossa ideia de boa adequabilidade do modelo, obtida quer na modelação, quer no primeiro teste de robustez efetuado.

Considerando as limitações temporais da amostra, que incluem dados de apenas dois anos, e em que um dos anos representa cerca de 75 por cento dos dados, não nos parece útil, neste estudo, incluir as variáveis macroeconómicas, que tínhamos previsto.

Para testarmos o impacto da inclusão das variáveis qualitativas, criamos uma nova amostra emparelhando para cada empresa falida, uma empresa ativa com: o mesmo CAE (considerando apenas os dois primeiros dígitos, pois, segundo Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2007), são estes que definem o tipo de indústria); a mesma Localização (Região, definida pela NUTS II); um total de ativos semelhante. Excluimos as empresas para as quais não encontramos um par, respeitando os critérios descritos. Obtivemos uma amostra emparelhada (60 empresas falidas e 60 empresas ativas), com as seguintes características:

Tabela 15 - Características da amostra emparelhada por CAE, Localização e Ativos

Localização \ CAE	10	13	14	15	16	17	18	22	24	25	28	31	32
Lisboa e Vale do Tejo	2	0	0	2	0	0	2	4	0	6	0	0	0
Norte Portugal	6	6	32	24	2	2	0	0	0	6	4	4	2
Centro Portugal	6	0	4	0	0	0	0	0	2	4	0	0	0

Fonte: Elaboração própria

Analisando os dados, consideramos que apenas faz sentido diferenciar os CAEs 10, 14, 15 e 25, dos restantes.

Para podermos adicionar estas variáveis qualitativas ao modelo, recorreremos à criação de variáveis *dummies*: L_1 , L_2 , C_1 , C_2 , C_3 e C_4 , que assumem os valores constantes nas tabelas seguintes:

Tabela 16 - Valores das variáveis *dummies*, Localização

Localização	L_1	L_2
Lisboa e Vale do Tejo	0	0
Norte Portugal	1	0
Centro Portugal	0	1

Fonte: Elaboração própria

Tabela 17 - Valores das variáveis *dummies*, CAE

CAE	C_1	C_2	C_3	C_4
Outros	0	0	0	0
10	1	0	0	0
14	0	1	0	0
15	0	0	1	0
25	0	0	0	1

Fonte: Elaboração própria

Para podermos verificar o impacto da inclusão das variáveis, começámos por estimar o modelo só com as variáveis originais, posteriormente incluímos as variáveis de Localização, em seguida as variáveis do CAE e por último incluímos simultaneamente as variáveis da Localização e do CAE. Apresentamos os resultados obtidos nas estimações:

Tabela 18 - Estimação modelos 4 a 7, amostra emparelhada por CAE, Localização

Variáveis	Modelo 4	Modelo 5	Modelo 6	Modelo 7
Constante	-0.177952 (0.342042)	-0.164980 (0.386309)	-0.661389 (0.576242)	-0.671492 (0.625670)
X₁	-7.535820 *** (1.924177)	-7.530308 *** (1.926622)	-7.929124 *** (2.041875)	-7.956161 *** (2.050988)
X₂	-0.027423 (0.045308)	-2.587716 (0.045815)	-0.045069 (0.048236)	-0.045535 (0.048701)
X₃	-2.583294 *** (0.771617)	-2.587716 *** (0.775186)	-2.614630 *** (0.791307)	-2.622135 *** (0.794300)
X₄	-0.653384 (1.233962)	-0.668130 (1.273514)	-0.788327 (1.286710)	-0.728980 (1.323079)
X₅	-0.000597 (0.001859)	-0.000597 (0.001863)	-0.000440 (0.001875)	-0.000383 (0.001900)
L₁		-0.069830 (0.729032)		-0.053127 (0.792697)
L₂		-0.020055 (0.710303)		0.147000 (0.815965)
C₁			0.272500 (1.043705)	0.183277 (1.133999)
C₂			0.580475 (0.758256)	0.559757 (0.783935)
C₃			0.837103 (0.773765)	0.845672 (0.788524)
C₄			1.005780 (0.917798)	1.001663 (0.925812)
Observações	120	120	120	120

Método	<i>ML - Binary Logit (Quadratic hill climbing / EViews legacy)</i>			
LR statistic	63.88879	63.89807	65.65872	65.70385
Prob(LR statistic)	0,000000	0,000000	0,000000	0,000000
R² Ajustado	0.384050	0.384106	0.394690	0.394961
<p>Nota: *, ** e *** indicam a significância estatística ao nível de 10%, 5% e 1%, respetivamente.</p> <p>X_1 é a razão entre o EBITDA e o Total de Ativos. X_2 é a razão entre o Passivo Corrente e valor contabilístico dos Capitais Próprios. X_3 é a razão entre os Resultados Transitados e o Total de Ativos. X_4 é a razão entre as Disponibilidades e o Total de Ativos. X_5 é a razão entre o EBITDA e os Encargos Financeiros Suportados. L_1 assume o valor 1 se a localização for Norte de Portugal e 0 nos restantes casos. L_2 assume o valor 1 se a localização for Centro de Portugal e 0 nos restantes casos. C_1 assume o valor 1 se o CAE for 10 e 0 nos restantes casos. C_2 assume o valor 1 se o CAE for 14 e 0 nos restantes casos. C_3 assume o valor 1 se o CAE for 15 e 0 nos restantes casos. C_4 assume o valor 1 se o CAE for 25 e 0 nos restantes casos.</p>				

Fonte: Elaboração própria

Como podemos verificar apenas a introdução das variáveis do CAE conseguiu subir, ligeiramente, a capacidade explicativa do modelo. Na tabela seguinte, apresentamos a capacidade preditiva global e os erros tipo I e tipo II de cada modelo:

Tabela 19 - Capacidade preditiva dos modelos 4 a 7, amostra emparelhada por CAE, Localização

Modelo	Variáveis	Erro tipo I %	Erro tipo II %	Capacidade preditiva global %
4	Originais	8,33	25,00	83,33
5	Originais + Localização	8,33	25,00	83,33
6	Originais + CAE	8,33	20,00	85,83
7	Originais + Localização + CAE	6,67	18,33	87,50

Fonte: Elaboração própria

Analisando esta tabela, verificamos que o modelo inicial apresenta uma boa capacidade preditiva global, de 83,33 por cento, apresentando um erro tipo I de 8,33 por cento e um erro tipo II de 25 por cento. Verificamos ainda que a introdução das variáveis da Localização, isoladas, não trouxe qualquer alteração ao modelo. Em sentido contrário, a introdução das variáveis do CAE, aumentou a capacidade preditiva global em cerca de 2,5 por cento e diminuiu em 5 por cento o erro tipo II. A introdução das variáveis da Localização e do CAE em simultâneo, resultou numa melhoria de cerca de 4 por cento da capacidade preditiva global, face ao modelo inicial e numa diminuição de cerca de 1,5 por cento do erro tipo I e uma diminuição de 7 por cento do erro tipo II.

Conclusões

Este estudo tinha como objetivo a escolha de um modelo de previsão de falências nas PME portuguesas. Dada a sua presença no nosso país, achamos fazer sentido a existência de uma “ferramenta” que possa auxiliar os investidores, os órgãos de gestão, etc., a terem uma melhor perceção da realidade de uma empresa, para poderem atuar em conformidade.

Foram várias as questões que nos fomos colocando durante a revisão da literatura.

Numa fase inicial, a vontade de desenvolver um novo modelo estava bem presente, contudo, com a pesquisa realizada, verificamos a existência de inúmeros estudos sobre o tema. Cada um realizado de acordo com a vontade do(s) seu(s) autor(es). Ficou clara a existência de uma panóplia enorme de métodos para a escolha de variáveis e amostras. A inexistência de uma teoria para a seleção de variáveis, dá uma liberdade enorme aos autores, para a sua seleção. A dificuldade de obtenção de dados universais, completos, fidedignos, condiciona a população a estudar e, conseqüentemente, a amostra a utilizar. Foram vários os estudos analisados que referiam apenas parte dos resultados obtidos, não sendo perceptível se eram ou não melhores do que os já existentes.

À medida que a pesquisa avançava, tornou-se claro que, mais do que criar um modelo novo, era importante aferir da existência de algum modelo que pudesse ajudar a classificar corretamente as PME falidas e se, de alguma forma, esse modelo poderia ser melhorado.

Analisamos vários estudos, contemplando vários autores e modelos reconhecidos como basilares do estudo da previsão de falências. A nossa escolha, naturalmente influenciada pela revisão da literatura realizada, recaiu sobre o modelo desenvolvido com a participação do autor Altman – autor mais referenciado na literatura, devidos aos seus diversos estudos – e que utiliza uma das técnicas de modelação mais bem-conceituadas para o problema em si e para a população alvo, a análise Logit. Selecionamos o modelo de Altman e Sabato (2007).

Apesar do estudo de Altman e Sabato (2007) ter sido realizado para as PME dos Estados Unidos da América, verificamos, noutros estudos, a sua aplicabilidade, com bons resultados (por vezes até superiores ao estudo inicial) nas PME portuguesas.

Escolhido o modelo, era preciso encontrar uma amostra representativa da população a estudar. A população a estudar são as PME portuguesas. Por concordarmos que o modelo poderia ter uma melhor capacidade preditiva se fosse direcionado a um determinado setor, em contraponto com um modelo mais global, optamos por reduzir a população às PME da Indústria transformadora. Esta população, com características muito próprias e comuns, ainda assim, permitiria, à posteriori, aprofundar o estudo, diferenciando o tipo de indústria. Utilizamos a base de dados SABI, para obtenção das nossas amostras, uma para permitir o estudo e uma outra, para podermos testar o modelo obtido. A primeira análise aos dados rapidamente demonstrou que os mesmos eram insuficientes, precisamente na informação a estudar: a Falência. Esta informação, obtida pelo “estado” da empresa, não é histórica, apenas é apresentada a última informação disponível. Para cada empresa cujo estado não era “Ativa” ou “Insolvência/Trâmites de Composição”, fomos à procura de informação, para perceber se tinha sido ou não uma Falência, dado que nem todas os encerramentos de empresas se devem a falências. Através da comparação com os dados constantes de outros estudos já realizados, que utilizaram a mesma base de dados, constatamos que muitas das empresas insolventes, que constavam da base de dados, entretanto já não constam. Além do objetivo principal da obtenção de um modelo de previsão de falência eficaz, tínhamos também o objetivo de testar se a informação macroeconómica, que varia ao longo do tempo, poderia influenciar positivamente o modelo, adaptando-o à realidade de cada ano. Para isso, propusemo-nos a analisar os dados de 15 anos, entre 2004 e 2018, para termos a certeza de incluir no nosso estudo várias situações macroeconómicas diferentes, como a crise de 2008 e posterior retoma. Dado a inexistência de dados, também esta nossa pretensão deixou de fazer sentido. Além de muitas empresas não constarem na base de dados, ainda nos deparamos com outra dificuldade, a inexistência de dados completos das empresas que constam da base de dados. Assim, tivemos de realizar uma amostra, com apenas 68 empresas falidas (nos anos de 2019 e 2020), completando-a com empresas ativas, mantendo a proporção de falências de 1,7 por cento nas PME da Indústria transformadora.

Com a amostra selecionada, tentamos aplicar o modelo de Altman e Sabato (2007), na versão que obteve melhores resultados - com a logaritmização dos dados. Mas as características dos dados da amostra não o permitiram (p.e. a existência de EBITDA negativos). Tivemos ainda alguma dificuldade na construção da variável $\frac{EBITDA}{\text{Juros suportados}}$

dado que muitas PME apresentam a zero a rúbrica Juros Suportados. Optamos por utilizar o modelo sem logaritmização das variáveis e incluir na amostra apenas empresas cujas variáveis pudessem ser todas determinadas.

Os resultados da análise com os dados da amostra inicial, (respeitando a proporção de falências da população, 68 empresas falidas e 4000 ativas) demonstraram que o ajuste aos coeficientes do modelo, não permitiu que o modelo pudesse ser considerado como adequado. Apesar da elevada capacidade preditiva global de 98,65 por cento, a existência de um erro tipo I (classificar como ativa uma empresa falida) de 64,71 por cento mostra-nos que o modelo está desajustado do seu principal objetivo: classificar corretamente as empresas falidas. Ainda repetimos a análise, retirando da amostra, as empresas com Capital Próprio negativo, já que quando “*o seu passivo seja manifestamente superior ao activo*” uma empresa deve ser considerada insolvente, e a existência de empresas nestas condições poderia estar a condicionar os resultados. Contudo os resultados não foram muito diferentes, tendo até piorado ligeiramente.

Apesar de não estar previsto, neste estudo, testar se existem diferenças, entre amostras emparelhadas ou não emparelhadas, mas atendendo a que os nossos resultados não estavam em sintonia com os estudos anteriores, optamos por analisar novamente o modelo, com uma nova amostra. Esta nova amostra, emparelhada, foi criada, escolhendo para cada uma das 68 empresas falidas, uma empresa ativa, cuja dimensão dos Ativos fosse semelhante, método que vimos ser utilizado na maioria dos estudos. Desta nova análise surgiu um modelo cuja capacidade preditiva global de 86,03 por cento com erro tipo I de 23,53 por cento e erro tipo II de 4,41 por cento, demonstrando uma melhoria na predição global (de 75,43 por cento para 86,03 por cento), um decréscimo do erro tipo II (de 29,56 por cento para 4,41 por cento), e um ligeiro aumento no erro tipo I (de 21,63 por cento para 23,53 por cento) relativamente ao modelo original (sem logaritmização das variáveis) de Altman e Sabato (2007).

Os testes de robustez, utilizando a amostra de teste (6 empresas falidas e 354 ativas, entre 2014 e 2018), confirmaram os resultados descritos. Por considerarmos que a amostra de teste é de dimensão reduzida, em especial nas empresas falidas, realizamos ainda um teste de robustez, ao modelo obtido com amostra emparelhada, utilizando para o efeito a amostra inicial (68 empresas falidas e 4000 ativas). Os resultados obtidos neste teste

confirmaram que o modelo é adequado. Obtivemos uma capacidade preditiva global de 92,9 por cento, com erro tipo I de 21,2 por cento e erro tipo II de 6,8 por cento. Estes resultados demonstram, comparativamente aos resultados obtidos na modelação, uma capacidade preditiva global superior (de 86,03 por cento para 92,9 por cento), com a manutenção do erro tipo I (23,5 por cento) e um ligeiro aumento do erro tipo II (de 4,41 para 6,8 por cento). Uma vez que o modelo original de Altman e Sabato (2007) apresentou uma capacidade preditiva global de 75,43 por cento e apresentou erros tipo I e tipo II de 21,63 e 29,56 por cento, respetivamente, podemos responder afirmativamente à nossa hipótese H_1 : “O modelo de Altman e Sabato (2007) é capaz de prever a falência nas PME da Indústria transformadora portuguesa”.

Relativamente à nossa hipótese H_2 : “A inclusão das variáveis macroeconómicas: Taxa de crescimento real do PIB; Taxa de Inflação; Taxa de Juro sobre novos empréstimos, beneficia a capacidade preditiva do modelo”, por limitações da base de dados, não pudemos efetuar os testes necessários para nos podermos pronunciar.

Para conseguirmos responder à nossa hipótese H_3 : “A inclusão das variáveis qualitativas: Localização e CAE (tipo de indústria), beneficia a capacidade preditiva do modelo”, criamos uma nova amostra, com 60 empresas falidas, emparelhadas, pelo CAE, pela localização e pelos ativos com outras 60 empresas ativas. Introduzimos variáveis *dummies*, para aferir o impacto da Localização e do CAE, no modelo. Os resultados obtidos, quando comparados com os iniciais - capacidade preditiva global de 83,33 por cento, erro tipo I de 8,33 por cento e erro tipo II de 25 por cento - permitiram aferir que a introdução das variáveis de Localização não alterou a capacidade preditiva global nem os erros tipo I e tipo II. Já a introdução das variáveis do CAE, permitiu aferir uma melhoria da capacidade global preditiva em 2,5 por cento, uma melhoria de 5 por cento no erro tipo II e a manutenção do erro tipo I. A introdução, em simultâneo, das variáveis da Localização e do CAE, permitiu obter os melhores resultados do modelo, cuja capacidade preditiva aumentou para 87,50 por cento, o erro tipo I diminuiu para 6,67 por cento e o erro tipo II diminuiu para 18,33 por cento. Os resultados permitem-nos responder afirmativamente à nossa hipótese H_3 : “A inclusão das variáveis qualitativas: Localização e CAE (tipo de indústria), beneficia a capacidade preditiva do modelo”.

Na realização do nosso estudo fomos-nos deparando com algumas limitações, que o condicionaram.

A principal limitação ao nosso estudo foi a falta de dados. Não conseguimos estudar o modelo para vários anos, incluindo variáveis macroeconómicas, nem conseguimos estudar separadamente os vários tipos da Indústria transformadora, ou o impacto da localização das empresas, por incompletude dos dados fornecidos pela base de dados SABI. Também os testes de robustez ficaram condicionados por falta de dados.

Também a utilização de diferentes critérios contabilísticos pelas empresas, pode provocar um enviesamento dos dados na comparação entre empresas.

Para investigações futuras sugerimos a utilização de bases de dados mais completas, que permitam a análise do impacto da introdução de variáveis macroeconómicas, assim como a análise do impacto da localização das empresas e dos vários tipos de indústria.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bibliografia

- Abdulkareem, H. (2015). *The revised Altman Z'-score Model: Verifying its Validity as a Predictor of Corporate Failure in the Case of UK Private Companies*. Dissertação de Mestrado, University of Leicester.
- Aguiar, A. L. (2013). *Modelo de Previsão de Falência Aplicado às PME's Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Alaminos, D., Fernández, M. Â., & del Castillo, A. (2016). A Global Model for Bankruptcy Prediction. *PLoS ONE*, *11*, pp. 1-18.
- Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, *XXIII*, pp. 589-609.
- Altman, E. I., & Sabato, G. (2007). Modelling Credit Risk for SMEs: Evidence from the U.S. Market. *ABACUS*, *43*(3), pp. 332-357.
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). Zeta Analysis - A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, pp. 29-54.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2014). *Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model*. Obtido de SSRN Electronic Journal: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2536340 em novembro de 2019.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial Distress Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model. *Journal of International Management & Accounting*, *28*, Issue 2, pp. 131-171.
- 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), pp. 1-33.

- Álvares, P. M. (2019). *Modelos de Previsão de Falência Empresarial: Análise Crítica do Z score de Altman*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Alves, M. T., Mata, C. M., & Nunes, S. C. (2015). O papel da demonstração dos fluxos de caixa na previsão da falência: o caso do Banco Privado Português. *Revista Universo Contábil*, 11, pp. 190-210.
- Amaro, D. J. (2015). *Modelos de Previsão de Falência: O setor bancário português*. Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Coimbra, Instituto de Contabilidade e Administração de Coimbra.
- Anjum, S. (2012). Business bankruptcy prediction models: A significant study of the Altman's Z-score model. *Asian Journal of Management Research*, 3, pp. 212-219.
- Antão, M. G., Peres, C. J., & Marques, H. M. (2018). Taxonomia da Falência e a Recuperação de Empresas – O Porquê do Insucesso. *Edição Especial ICABM2018* (pp. 30-58). European Journal of Applied Business Management.
- Balcaen, S., & Ooghe, H. (2004). 35 years of studies on business failure : an overview of the classical statistical methodologies and their related problems. *Vlerik Leuven Gent Working Paper, Series 2004/15*.
- Barros, G. C. (2008). *Modelos de Previsão da Falência de Empresas - Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa, Departamento de Economia.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research, Vol. 4, Empirical Research in Accounting: Selected Studies*, pp. 71-111.
- Bellovary, J., Giacomino, D., & Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930-Present. *Journal of Financial Education, Vol 33 (Winter 2007)*, pp. 1-42.

- Bessa, M. C. (2018). *Análise Comparativa de Modelos de Previsão de Falência: PME's Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- CIRE. *Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, criado pelo Decreto-Lei n.º 53/2004 de 18 de março*. Diário da República n.º 66/2004, Série I-A. Conselho de Ministros. Lisboa.
- CITIUS. Obtido de <https://www.citius.mj.pt/portal/consultas/consultascire.aspx> em setembro de 2020.
- Correia, P. G. (2017). *Probabilidade da falência empresarial: uma aplicação às PME da indústria transformadora portuguesa*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro, Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo.
- Costa, H. A. (2014). *Modelo de previsão de falência: O caso da construção civil em Portugal*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Algarve, Faculdade de Economia.
- Costa, L. C. (2019). *Modelo de Previsão de Falência das PME'S Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Couto, J. C. (2012). *Os determinantes da mortalidade das PME*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro, Instituto Superior de Contabilidade e Administração.
- Duarte, J. M. (2014). *Modelos de previsão de falência para PME's da Indústria Transformadora*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Everett, J., and Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small Business Economics*, 11, pp. 371-390.
- FitzPatrick, P. J. (1932). A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies. *The Certified Public Accountant*.
- Gonçalves, D. (2011). *Estimação da Probabilidade de Falência - Aplicação Empírica em PME's não Financeiras Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.

- Gruszczynski, M. (2019). On Unbalanced Sampling in Bankruptcy Prediction. *International Journal of Financial Studies*, 7, 28.
- Guedes, J. R. (2018). *A Eficiência da Legislação de Insolvências e Recuperação de Empresas em Portugal: Estudo Empírico das Empresas em Processo Especial de Revitalização*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Iberinform Crédito y Caión. (s.d.). *Insolvências e Constituições em Portugal - dezembro 2019*. Obtido de https://iberinform.pt/FAS?nome=Constituicoes_Insolvencias_2019_dezembro.pdf em dezembro de 2020.
- Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2007). *Classificação Portuguesa das Actividades Económicas Rev.3*. Lisboa.
- Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2019). *Empresas em Portugal : 2017*. Lisboa.
- Instituto Nacional de Estatística, I. P. (2020). *Empresas em Portugal - 2018*. Lisboa.
- Jardim, C. F. (2011). *Falência Empresarial: Estudo Aplicado ao Caso Português*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro, Departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial.
- Jardin, P. d. (2009). Bankruptcy prediction models: How to choose the most relevant variables? *Bankers, Markets & Investors*, 98, pp. 39-46.
- Kassara, T. A., & Soileaub, J. S. (2014). Financial performance evaluation and bankruptcy prediction (failure). *Arab Economics And Business Journal*, pp. 147-155.
- Lisboa, I., & Gregório, C. (2017). O Programa Revitalizar Diminui o Risco de Falência? *European Journal of Applied Business Management*, 3 (2), pp. 52-68.
- Liu, J. (2004). Macroeconomic determinants of corporate failures: Evidence from the UK. *Applied Economics*, 36, pp. 939–945.
- Lopes, J. P. (2014). *Previsão de Falência de Pequenas e Médias Empresas*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.

- Madeira, P. (2002). Previsão da falência empresarial no sector têxtil e do vestuário. *Actas das XII Jornadas Luso-Espanholas de Gestão Científica, Covilhã, 10-12 Abril - Novos desafios na gestão : Inovação ou renovação. VIII*, pp. 256-266. Covilhã: Universidade da Beira Interior.
- Mendes, M. d. (2014). *Análise Financeira do Setor da Farmácia - Risco de Falência*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro.
- Neves, F. E. (2014). *Previsão de insolvências: A importância dos rácios financeiros e cash-flow operacionais*. Dissertação de Mestrado, Unniversidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Nogueira, D. F. (2017). *Falência Empresarial: As PME's Industriais Portuguesas no período 2008-2014*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18, pp. 109-131.
- Pacheco, D. P. (2018). *A influência das variáveis financeiras e macroeconómicas na insolvência das PME's portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Pacheco, L. M., Rosa, R., & Tavares, F. O. (2019). Risco de Falência de PME: Evidência no setor da construção em Portugal. *Innovar*, 29, pp. 143-157.
- Pembele, A. N. (2018). *Falência e estratégias de recuperação empresarial*. Dissertação de Mestrado, Universidade Lusíada de Lisboa, Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa.
- Peres, C. J. (2014). *A Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência - Aplicação ao Caso das Sociedades Portuguesas*. Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Lisboa, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- Peres, C., & Antão, M. (2018). Previsão de Falência - Melhoria da Eficiência na Utilização da Informação Económica e Financeira. *XXVIII Jornadas Luso-Espanholas de Gestão Científica – Interioridade e Competitividade: Desafios Globais da Gestão*. Guarda.

- Racius. (s.d.). Obtido de <https://www.racius.com/observatorio/2020/> em dezembro de 2020.
- Režňáková, M., & Karas, M. (2014). Bankruptcy Prediction Models: Can the prediction power of the models be improved by using dynamics indicators? *Procedia Economics and Finance*, pp. 565-574.
- Rosa, R. F. (2017). *Risco de Falência de PME: Evidência no Setor da Construção em Portugal*. Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro, Departamento de Economia, Gestão, Engenharia Industrial e Turismo.
- Salvador, A. A. (2013). *Modelo de Previsão de Insolvências – Micro e PME's Nacionais*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Porto, Faculdade de Economia.
- Salvador, A. F. (2012). *Previsão de falência na restauração*. Dissertação de Mestrado, Universidade do Algarve, Faculdade de Economia.
- Santos, F. V. (2019). *Análise do Risco de Incumprimento das PME Familiares*. Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Leiria, Escola Superior de Tecnologia e Gestão.
- Santos, J. N., Vieira, E. S., & Couto, J. C. (2015). Determinantes da Mortalidade das PME Portuguesas. *Estudos do ISCA, Série IV(Nº11)*.
- Santos, P. J. (2000). *Falência empresarial – Modelo discriminante e logístico de previsão aplicado às PME do Sector têxtil e do vestuário*. Dissertação de Mestrado, Universidade Aberta, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra.
- Shi, Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15 (2), pp. 114-127.
- Silva, A. R. (2011). *Modelos de previsão de falências de empresas*. Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Lisboa, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.

- Sousa, J., & Oliveira, I. (2014). As variáveis de previsão da falência nas empresas portuguesas de vestuário, couro e produtos de couro. *Revista Portuguesa e Brasileira De Gestão*, pp. 62-73.
- Sousa, S. J. (2012). *As Variáveis de Previsão da Falência - Análise às empresas portuguesas de vestuário e produtos de couro*. Dissertação de Mestrado, Universidade Lusíada de Vila Nova de Famalicão.
- Tascón, M. T., & Castaño, F. J. (2017). Selection of Variables in Small Business Failure Analysis: Mean Selection vs. Median Selection. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*(24), pp. 54-88.
- Topaloğlu, Z., (2012). A Multi-period Logistic Model of Bankruptcies in the Manufacturing Industry. *International Journal of Finance and Accounting*, 1(3), pp. 28-37.
- Wong, A., & Danilov, K. A. (2015). Forecasting Corporate Failure: Understanding Statistical and Theoretical Approaches to Bankruptcy Prediction. *AIRA Journal*, 19, pp. 19-23.