

André Filipe Prata Oliveira Machado

**PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA:
UM MODELO PARA AS EMPRESAS PERTENCENTES À
INDÚSTRIA DO COURO E DOS PRODUTOS DE COURO**



Universidade Fernando Pessoa

Porto, 2021

André Filipe Prata Oliveira Machado

**PREVISÃO DE INSOLVÊNCIA:
UM MODELO PARA AS EMPRESAS PERTENCENTES À
INDÚSTRIA DO COURO E DOS PRODUTOS DE COURO**



Universidade Fernando Pessoa

Porto, 2021

André Filipe Prata Oliveira Machado

**Previsão de insolvência: Um modelo para as empresas
pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro**

Dissertação apresentada à Universidade
Fernando Pessoa como parte dos requisitos para
a obtenção do grau de Mestre em Ciências
Empresariais, sob a orientação da Professora
Doutora Sandra Bernardo

Resumo

A insolvência é um fenómeno que devasta financeira e socialmente milhares de empresas, pelo que se revela importante a identificação de fatores de natureza financeira que a permitam antecipar, por forma a serem tomadas medidas que possibilitem evitar esse problema. Face aos consideráveis índices de insolvência das empresas pertencentes à Classificação Portuguesa das Atividades Económicas (CAE) 15 - Indústria do Couro e dos Produtos do Couro, o presente estudo tem como principal objetivo criar um modelo de previsão de insolvência, por forma a facultar mais uma ferramenta de gestão às empresas pertencentes à CAE 15. Mais, o presente estudo tem ainda como objetivo comparar o grau de assertividade do modelo desenvolvido com outros modelos já criados.

Com base na revisão da literatura, foi identificado um conjunto de 40 rácios financeiros utilizados em modelos de previsão de insolvência, tendo estes sido aplicados a uma amostra de 108 empresas ativas e 57 empresas insolventes da CAE 15, cujas demonstrações financeiras foram disponibilizadas pela base de dados da Informa D&B relativamente ao período entre 2016 e 2019. Para criar o modelo de previsão de insolvência para a devida indústria foi utilizada a análise discriminante.

Neste estudo, os rácios financeiros que possibilitam discriminar as empresas do setor são um *proxy* da liquidez reduzida, o rácio do fundo de maneio relativamente ao ativo total, o (log) dos ativos fixos tangíveis e a rotação do ativo. Na amostra das empresas ativas, a função discriminante estimada apresentou uma percentagem de assertividade de 77% para o ano N-1 e N-2 e de 70% para o ano N-3, enquanto na amostra de empresas insolventes classificou corretamente 83% das empresas para o ano N-1, 78% para o ano N-2 e 70% para o ano N-3, revelando ser superior à grande maioria dos outros modelos de previsão de insolvência referenciados no presente estudo.

Palavras-Chave: Insolvência, Modelo de Previsão de Insolvência, Indústria do Couro e dos Produtos de Couro, Rácios Financeiros, Demonstrações Financeiras, Análise Discriminante.

Abstract

Insolvency is a phenomenon that financially and socially devastates thousands of companies, therefore it is important to identify financial factors that allow it to be anticipated, so that measures can be taken to avoid this problem. Given the considerable insolvency rates of companies belonging to the Portuguese Classification of Economic Activities (CAE) 15 - Leather and Leather Products Industry, this study's main goal is to create an insolvency prediction model, in order to provide another management tool for companies belonging to CAE 15. Furthermore, this study also aims to compare the degree of assertiveness of the model developed with other models already created.

Based on the literature review, a set of 40 financial ratios used in insolvency prediction models was identified, and these were applied to a sample of 108 active companies and 57 insolvent companies of CAE 15, whose financial statements were made available by the Informa D&B database for the period between 2016 and 2019. Discriminant analysis was used to create the insolvency prediction model for the respective industry.

In this study, the financial ratios that make it possible to discriminate companies in the sector are a proxy of reduced liquidity, the ratio of working capital relative to total assets, the (log) of tangible fixed assets and asset turnover. In the sample of active companies, the estimated discriminant function presented an assertiveness percentage of 77% for year N-1 and N-2 and 70% for year N-3, while in the sample of insolvency companies it correctly classified 83% of the companies for year N-1, 78% for year N-2 and 70% for year N-3, revealing to be higher than the vast majority of the other insolvency prediction models referenced in this study.

Keywords: Insolvency, Insolvency Prediction Model, Leather and Leather Products Industry, Financial Ratios, Financial Statements, Discriminant Analysis.

Agradecimentos

Agradecer à minha família e amigos por todo o apoio prestado ao longo do meu percurso académico, sendo estes fundamentais para a conclusão desta etapa.

Agradecer a todos os docentes da Universidade Fernando Pessoa pela transmissão de conhecimentos valiosos, em especial à Professora Doutora Sandra Bernardo pelo seu acompanhamento incansável e por toda a ajuda que prestou na elaboração da presente dissertação. Dar também um agradecimento especial à Professora Doutora Luísa Ribeiro por todos os conhecimentos transmitidos na área contabilística e financeira e por toda ajuda que me deu sempre que eu mais precisei.

Agradecer à Informa D&B pela disponibilização das demonstrações financeiras das devidas empresas, tendo sido fulcral para que o presente estudo fosse desenvolvido.

Lista de Siglas

CAE	Classificação Portuguesa das Atividades Económicas
EBITDA	<i>Earnings Before Interest Taxes Depreciation and Amortization</i> Resultado Antes de Depreciações, Amortizações, Gastos de Financiamento e Impostos
EC	Estrutura Conceptual
FI	Fator de Insolvência
RERE	Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas
SNC	Sistema de Normalização Contabilística

Índice

Resumo	i
Abstract.....	ii
Agradecimentos	iii
Lista de Siglas.....	iv
Índice	v
Índice de Figuras	vii
Índice de Tabelas	viii
Índice de Tabelas em Anexo	x
Capítulo I - Introdução	1
1.1 Enquadramento do Tema.....	1
1.2 Justificação do Tema	1
1.3 Problema e Objetivos de Investigação.....	2
1.4 Metodologia de Investigação	2
1.5 Estrutura da Dissertação	3
Capítulo II - Revisão da Literatura	4
2.1 Introdução.....	4
2.2 Conceito de Crise e o seu Impacto nas Empresas	4
2.3 Insolvência.....	6
2.3.1 Conceito e Tipos de Insolvência.....	6
2.3.2 Sinais de Insolvência	6
2.3.3 Causas de Insolvência.....	8
2.3.4 Programas para Recuperação de Empresas versus Liquidação	9
2.4 Análise Financeira e Relevância da Informação Financeira	11
2.5 Previsão de Insolvência	16
2.5.1 A Relevância da Previsão de Insolvências	16
2.5.2 Modelos de Previsão de Insolvência	17
2.6 Conclusão	24
Capítulo III - Metodologia de Investigação.....	26
3.1 Introdução.....	26
3.2 Processo de Investigação	26
3.3 Definição do Problema e Objetivos de Investigação.....	27
3.4 Definição das Variáveis.....	28
3.5 Definição do Design de Investigação	28
3.6 Definição do Instrumento de Recolha de Dados	30
3.7 Definição do Processo de Amostragem.....	30
3.8 Definição dos Métodos de Análise dos Dados	34

3.9 Tratamento Preliminar dos Dados	35
3.10 Conclusão	39
Capítulo IV - Apresentação e Discussão dos Resultados	40
4.1 Introdução	40
4.2 Caracterização da Indústria do Couro e dos Produtos de Couro	40
4.3 Caracterização da Amostra	46
4.4 Modelo de Previsão de Insolvência	49
4.5 Interpretação da Função Discriminante	54
4.6 Validação do Modelo.....	56
4.7 Conclusão	70
Capítulo V - Conclusão	72
5.1 Principais Conclusões.....	72
5.2 Recomendações	73
5.3 Limitações ao Estudo.....	74
5.4 Sugestões para Pesquisas Futuras.....	75
Bibliografia.....	76
Anexos	83
Anexo A - Rácios Financeiros Emergentes da Revisão da Literatura.....	84
Anexo B - Informação Relativa ao Tratamento Preliminar dos Dados.....	86
Anexo C - Informação Relativa às Empresas Usadas na Construção do Modelo.....	90
Anexo D - Informação Relativa às Empresas Usadas para Validar o Modelo.....	94

Índice de Figuras

Figura 1: Subdivisão das empresas que compõe a amostra.....	32
Figura 2: <i>Boxplots</i> das observações dos rácios financeiros R11 e R14.....	37

Índice de Tabelas

Tabela 1: Percentagem de empresas com valores de capitais próprios, resultados líquidos e EBITDA abaixo de zero	5
Tabela 2: Sinais que antecipam a insolvência	7
Tabela 3: Sinais de insolvência nas empresas e nos seus produtos	7
Tabela 4: Causas de insolvência: Fatores Internos e Externos	8
Tabela 5: Modelo de previsão de insolvência de Altman (1968)	18
Tabela 6: Modelo de previsão de insolvência de Altman (2013) para empresas não cotadas em bolsa	19
Tabela 7: Modelo de previsão de insolvência de Chesser (1974)	19
Tabela 8: Modelo de previsão de insolvência de Elizabetsky (1976)	20
Tabela 9: Modelo de previsão de insolvência de Kanitz (1978)	20
Tabela 10: Modelo de previsão de insolvência de Springate (1978)	21
Tabela 11: Modelo de previsão de insolvência de Fulmer <i>et al.</i> (1984)	22
Tabela 12: Modelo de previsão de insolvência de Zavgren (1985)	22
Tabela 13: Modelo de previsão de insolvência de CA-Score (1987)	23
Tabela 14: Modelo de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi (1998)	24
Tabela 15: Dimensão da população e das amostras	33
Tabela 16: Número de empresas da CAE 15 por dimensão	41
Tabela 17: Critérios que definem a dimensão das empresas	42
Tabela 18: Top 3 das regiões com maior concentração de micro e pequenas empresas da CAE 15	42
Tabela 19: Longevidade das micro e pequenas empresas da CAE 15	42
Tabela 20: Percentagem de volume de negócios por longevidade das micro e pequenas empresas da CAE 15	43
Tabela 21: Compras/Vendas para o mercado interno/externo das microempresas da CAE 15 (em milhares de €)	43
Tabela 22: Compras/Vendas para o mercado interno/externo das pequenas empresas da CAE 15 (em milhares de €)	44
Tabela 23: Top 3 das regiões com maior concentração de vendas das micro e pequenas empresas da CAE 15	44
Tabela 24: Número de pessoas empregadas em micro e pequenas empresas da CAE 15	45
Tabela 25: Top 3 das regiões com maior concentração de emprego das micro e pequenas empresas da CAE 15	45
Tabela 26: Número de empresas ativas e insolventes por região (NUTS III)	46
Tabela 27: Número de empresas ativas e insolventes por longevidade	47

Tabela 28: Número de empresas ativas e insolventes por volume de negócios (em €) .	47
Tabela 29: Número de empresas ativas e insolventes por funcionários	47
Tabela 30: Estatísticas descritivas dos rácios financeiros que compõem a função discriminante	48
Tabela 31: Teste M de Box.....	49
Tabela 32: Teste de igualdade de médias de grupo	50
Tabela 33: Correlação entre as variáveis independentes	50
Tabela 34: Método Stepwise	51
Tabela 35: Variáveis na análise	51
Tabela 36: Valor próprio	52
Tabela 37: Lambda de Wilks.....	52
Tabela 38: Coeficientes da função discriminante.....	52
Tabela 39: Centroides.....	53
Tabela 40: Classificação dos resultados	54
Tabela 41: Média do rácio financeiro R39 - Vendas / Ativo Total	55
Tabela 42: Total de empresas ativas usadas na validação dos modelos	57
Tabela 43: Total de empresas insolventes usadas na validação dos modelos	57
Tabela 44: Precisão dos modelos para a amostra de empresas ativas	58
Tabela 45: Precisão dos modelos para a amostra de empresas insolventes.....	58
Tabela 46: Modelo de previsão de insolvência de Altman (2013).....	59
Tabela 47: Modelo de previsão de insolvência de Chesser (1974)	61
Tabela 48: Modelo de previsão de insolvência de Elizabetsky (1976)	62
Tabela 49: Modelo de previsão de insolvência de Kanitz (1978)	63
Tabela 50: Modelo de previsão de insolvência de Springate (1978).....	64
Tabela 51: Modelo de previsão de insolvência de Fulmer <i>et al.</i> (1984)	65
Tabela 52: Modelo de previsão de insolvência de Zavgren (1985).....	66
Tabela 53: Modelo de previsão de insolvência de CA-Score (1987).....	68
Tabela 54: Modelo de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi (1998).....	69

Índice de Tabelas em Anexo

Tabela A 1: Rácios financeiros emergentes da revisão da literatura.....	85
Tabela A 2: Tratamento de <i>outliers</i>	87
Tabela A 3: Teste de normalidade	88
Tabela A 4: Teste de amostras independentes	89
Tabela A 5: Balanço médio das empresas usadas na construção do modelo (em €).....	91
Tabela A 6: Demonstração dos resultados médio das empresas usadas na construção do modelo (em €).....	92
Tabela A 7: Rácios financeiros médios das empresas usadas na construção do modelo (em unidades)	93
Tabela A 8: Balanço médio das empresas usadas para validar o modelo (em €).....	95
Tabela A 9: Demonstração dos resultados médio das empresas usadas para validar o modelo (em €).....	96
Tabela A 10: Rácios financeiros médios das empresas usadas para validar o modelo (em unidades).....	97

Capítulo I - Introdução

1.1 Enquadramento do Tema

A presente dissertação tem como tema os modelos de previsão de insolvência, em particular aplicados à Classificação Portuguesa das Atividades Económicas (CAE) 15 - Indústria do Couro e dos Produtos de Couro. Com efeito, ao longo dos anos, a insolvência tem ganho cada vez mais destaque, sobretudo, devido às sucessivas crises que se fizeram sentir e que devastaram milhares de empresas. A elevada imprevisibilidade do mercado pressiona os gestores a adotarem uma gestão cada vez mais eficiente, de modo a assegurar a continuidade da empresa no futuro próximo.

Neste âmbito, os modelos de previsão de insolvência surgem como uma ferramenta de gestão que auxilia os gestores a anteciparem situações financeiras desfavoráveis, por forma a que seja possível adotar, atempadamente, medidas para inverter o rumo dos acontecimentos. Tal como afirmam Santos e Simões (2019), os modelos de previsão de insolvência ajudam os gestores a melhorar a tomada de decisão, de modo a salvaguardar o futuro das empresas.

1.2 Justificação do Tema

A escolha do tema justifica-se, primeiramente, pelo facto da Indústria do Couro e dos Produtos de Couro (CAE 15) ser um setor com tradição em Portugal e com um nível de exportações consideráveis para a dimensão das empresas escolhidas. Segundo o Banco de Portugal (2020), as micro e pequenas empresas pertencentes à CAE 15 venderam em 2019 cerca de 36% da sua produção para o mercado externo.

Outro fator que justifica a opção por este tema relaciona-se com o considerável índice de mortalidade apresentado pelas micro e pequenas empresas pertencentes à CAE 15. Com efeito, de acordo com o Banco de Portugal (2020), no ano de 2019 cerca de 216 em 2041 empresas (aproximadamente 11%) extinguiram-se, devido a diversos fatores, incluindo a insolvência. Mais, segundo a base de dados da Informa D&B, 67 empresas entraram em insolvência no ano de 2019, o que representa 31% da totalidade das empresas extintas.

1.3 Problema e Objetivos de Investigação

De acordo com Malhotra (2010), o problema de investigação é o primeiro e crucial passo para a definição de todo o processo de investigação. Desta forma, o problema de investigação para o presente estudo é o seguinte:

Haverá um conjunto de rácios financeiros que permita diferenciar, de forma exclusiva, as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro de forma a prevenir a sua insolvência?

À luz deste problema, os objetivos da presente dissertação são os seguintes:

- **Objetivo Principal:** Aferir se existe um conjunto de rácios financeiros que permitem diferenciar, de forma exclusiva, as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro;
- **Objetivo Específico:** Aferir se o modelo criado aufere um grau de assertividade superior aos demais modelos apresentados na revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2) para os anos N-1 (2018), N-2 (2017) e N-3 (2016).

1.4 Metodologia de Investigação

Face ao problema de investigação e aos objetivos previamente apresentados, foi selecionado o design de investigação causal de modo a averiguar quais os rácios financeiros (causas) que diferenciam as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à CAE 15 (efeito). Foram usados diferentes instrumentos de recolha de dados: numa primeira fase, recorreu-se à base de dados da Informa D&B, para obtenção dos valores das rúbricas das demonstrações financeiras das devidas empresas com a finalidade de se proceder aos cálculos necessários dos rácios financeiros expostos na revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2); numa segunda fase, e para efeitos de caracterização do setor da Indústria do Couro e dos Produtos do Couro, foram usados dados secundários obtidos do Banco de Portugal (2020). A amostra não-probabilística por julgamento é composta por 108 empresas ativas e por 57 empresas insolventes, sendo que para a amostra de construção foram usadas 34 empresas tanto das ativas como das insolventes e as restantes foram usadas para validar o modelo.

Usando a análise discriminante como técnica estatística predominante, tornou-se possível, selecionar os rácios financeiros mais significativos, que diferenciam as empresas ativas das empresas insolventes, criando dessa forma o correspondente modelo de previsão de insolvência.

1.5 Estrutura da Dissertação

A presente dissertação é composta por cinco capítulos:

- O capítulo I corresponde à introdução, constando o enquadramento do tema, a justificação do tema, o problema e objetivos de investigação, a metodologia de investigação e a estrutura da dissertação;
- No capítulo II desenvolve-se a revisão da literatura, retratando os conceitos relacionados com o tema da dissertação, nomeadamente, a crise, a insolvência, a análise financeira e a relevância da informação financeira, assim como a relevância dos modelos de previsão de insolvência, figurando alguns dos modelos já criados.
- O capítulo III explicita a metodologia usada, nomeadamente, o problema e objetivos de investigação, as variáveis, o design de investigação, o instrumento de recolha de dados, o processo de amostragem, o método de análise dos dados e o tratamento preliminar dos dados;
- No capítulo IV procede-se à caracterização do setor e da amostra, sendo ainda apresentados e discutidos os resultados do estudo;
- Por fim, no capítulo V apresentam-se as principais conclusões do estudo confrontadas com os objetivos estabelecidos, assim como as recomendações, as limitações ao estudo e as sugestões para pesquisas futuras.

Capítulo II - Revisão da Literatura

2.1 Introdução

Ao longo do presente capítulo será realizada a revisão da literatura sobre o tema a ser desenvolvido. Primeiramente, explicita-se o conceito de crise e o seu impacto nas empresas e, de seguida, o conceito, sintomas e causas de insolvências, bem como os processos de recuperação ou liquidação empresarial. Posteriormente, e tendo em consideração que os rácios financeiros são as variáveis explicativas do modelo a ser estimado e aplicado, explora-se o âmbito da análise financeira, assim como a relevância da informação financeira para esse efeito. Por fim, mostra-se a importância dos modelos de previsão de insolvência, sendo ainda apresentados modelos referidos na literatura.

2.2 Conceito de Crise e o seu Impacto nas Empresas

Perante dificuldades económicas, como as que se evidenciam na atualidade, a palavra crise é referida com muita frequência pelos analistas, pelo que é importante perceber o seu conceito e o seu impacto no mundo empresarial.

De acordo com Smith (*cit. in* Pedersen, Ritter e Benedetto, 2020, p. 315), “(...) a definição de crise gerou um considerável debate na literatura académica e não há uma real aceitação coletiva sobre o significado preciso do termo.” Pauchant e Mitroff (*cit. in* Ritchie e Jiang, 2019, p. 2) definem crise como uma “rutura que afeta fisicamente um sistema como um todo e ameaça os seus pressupostos básicos (...)”. Num contexto empresarial, Pedersen, Ritter e Benedetto (2020) entendem que a crise é um conjunto de adversidades que tem um impacto muito vigoroso se não for gerida com eficácia. Estes autores salientam ainda, que a crise pode conduzir as empresas à insolvência, devido a perdas avultadas para as organizações, que resultam designadamente da paragem da produção e, consequentemente, da escassez de receitas.

Já Walas-Trębacz e Ziarko (*cit. in* Czarnecki e Starosta, 2014) afirmam que a crise pode também ter os seguintes significados:

- Um contexto árduo, prejudicial e atípico que afeta a normalidade dos procedimentos, que se desenrola no presente ou que se perspectiva que irá suceder nos anos seguintes;

- Uma conjuntura volúvel que origina o desenvolvimento imprescindível de uma estratégia diferenciada;
- Um contexto que prejudica as empresas e as suas partes interessadas, uma vez que afeta a sua atividade diária, os seus princípios e as metas a alcançar;

Bordo e Haubrich (2017) apontam que a crise financeira de 2008 teve um impacto significativo na economia mundial, ficando marcada como uma das piores desde 1929. Um estudo realizado por Martins (2016), analisou os principais choques sofridos pelas empresas portuguesas que resultaram da crise de 2008. A incapacidade de os clientes honrarem as suas dívidas, a queda abrupta da procura e a dificuldade no acesso a financiamento, afiguraram-se como os principais fatores que afetaram negativamente o setor empresarial português. A dificuldade em obter liquidez, obrigou muitas empresas, em especial, as de menor dimensão a fazer ajustamentos, levando à revisão dos preços aplicados e à diminuição dos custos.

Com efeito, o Banco de Portugal (2020) reforça as dificuldades de liquidez que se faziam sentir nessa época, com uma percentagem significativa das empresas portuguesas a apresentarem capitais próprios, resultados líquidos e o *Earnings Before Interest Taxes Depreciation and Amortization* (EBITDA) com valores abaixo de zero, como se pode observar na Tabela 1.

Tabela 1: Percentagem de empresas com valores de capitais próprios, resultados líquidos e EBITDA abaixo de zero

Indicadores	2008	2009	2010	2011	2012
EBITDA	32%	33%	33%	36%	39%
Resultados Líquidos	43%	42%	42%	45%	47%
Capital Próprio	24%	24%	25%	26%	28%

Fonte: Banco de Portugal (2020)

Mais recentemente, a pandemia da covid-19 assolou o tecido empresarial português, devido à obrigatoriedade de confinamento, por forma a salvaguardar a saúde pública. Neste contexto, muitas empresas, em especial as de alojamento e restauração, tiveram de encerrar temporariamente ou definitivamente os seus serviços, o que resultou numa paragem abrupta da sua produção e, conseqüentemente, a perdas avultadas de receitas. Desta forma, 80 % das empresas tiveram uma descida significativa no seu volume de negócios no mês de abril de 2020 em comparação com o período homólogo do ano anterior (Manteu, Monteiro e Sequeira, 2020). O impacto da covid-19 ainda se faz sentir e seguramente continuará ao longo dos próximos anos.

Em suma, a crise é um fenómeno que origina uma desconfiança no mercado, desencadeando uma poupança nos gastos dos consumidores, o que leva a uma estagnação económica e, conseqüentemente, à falta de liquidez, logo constitui uma ameaça séria para as empresas, tanto a curto prazo como a longo prazo.

2.3 Insolvência

Sendo a insolvência uma das graves conseqüências de uma crise, afetando severamente o setor empresarial, entende-se como relevante explorar o tema da insolvência.

2.3.1 Conceito e Tipos de Insolvência

De acordo com o nº1 do artigo 3º do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, aprovado pelo Decreto-Lei nº 53/2004, “É considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas.”

Homonoff, Spreen e Clair (2020) corroboram a mesma definição, sustentando que uma organização que não consegue honrar os seus compromissos em tempo útil é considerada insolvente. Os mesmos autores enumeram dois tipos de insolvência empresarial:

- **Insolvência do fluxo de caixa:** este tipo de insolvência verifica-se quando uma empresa tem falta de liquidez para honrar os seus compromissos, que serão vencidos em menos de um ano.
- **Insolvência no balanço patrimonial:** verifica-se quando no balanço das empresas, o ativo total é menor que o seu passivo total.

2.3.2 Sinais de Insolvência

A identificação dos sinais de insolvência é um dos pontos chave para que as empresas consigam desenvolver atempadamente estratégias que permitam melhorar a sua posição financeira. Desta forma, quando as empresas caminham para a insolvência apresentam alguns sinais a que os gestores devem estar atentos, de modo a evitar que a situação financeira se agrave e que se torne irreversível. Na Tabela 2 são apresentados alguns desses sinais.

Tabela 2: Sinais que antecipam a insolvência

Fatores Internos	Fatores Externos
Diminuição da faturação / altos custos	Extrema desconfiança do mercado
Diminuição dos índices de lucratividade	Diminuição da participação no mercado
Diminuição dos rácios correntes / rácios de investimento / recursos financeiros da empresa	
Dificuldade em atrair novos investimentos / aumento do rácio da dívida	
Diminuição dos índices de solvabilidade e liquidez	

Fonte: Burksaitiene e Mazintiene (2011, p. 140)

Adicionalmente, Harlan (*cit. in* Burksaitiene e Mazintiene, 2011, p. 141) acrescenta que se deve prestar atenção a outros sinais de insolvência que se refletem nas empresas e nos seus produtos, conforme consta na Tabela 3.

Tabela 3: Sinais de insolvência nas empresas e nos seus produtos

Sinais das empresas	Sinais do Produto
A empresa anuncia a utilização de uma nova empresa de contabilidade ou a criação de novas relações bancárias.	Nova competição entra no mercado.
Origina disputas na gestão.	Os concorrentes parecem estar a vender os seus produtos numa geração à frente.
Renúncias de membros do conselho.	O orçamento de pesquisa e desenvolvimento é proporcionalmente menor do que o dos concorrentes.
Redução da linha de crédito.	Os retalhistas parecem estar sempre com excesso de stock.
As ações ordinárias são vendidas num mercado em baixa ou por um valor inferior ao registo contabilístico.	Amigos e vizinhos pedem uma explicação para a compra do produto daquela empresa.
Os executivos da empresa vendem ações.	
Ocorre uma grande eliminação de ativos.	
A empresa é vista a desconsiderar o declínio da sua situação financeira.	

Fonte: Harlan (*cit. in* Burksaitiene e Mazintiene, 2011, p. 141)

Em suma, a insolvência pode dar sinais através da degradação dos rácios financeiros, do falhanço no lançamento dos produtos, por reações negativas dos mercados ou por sinais de instabilidade na empresa, o que prejudica severamente a posição financeira das empresas.

2.3.3 Causas de Insolvência

Estes sinais aos quais as empresas devem estar atentas podem ter origem em diversas causas. Ooghe e Waeyaert (*cit. in Radulescu e Nistor, 2014*) referem cinco grandes causas que estão na origem da insolvência empresarial, que se encontram ilustradas na Tabela 4.

Tabela 4: Causas de insolvência: Fatores Internos e Externos

Fatores Internos	Fatores Externos
Competências presentes nos gestores que administram o rumo da empresa, sendo um dos fatores que os autores mais enfatizam.	Meio ambiente que envolve a empresa, tendo em conta novas legislações, variação das taxas de juros, inflação, o comportamento de compra dos consumidores e dos mercados.
Estratégias deficientemente delineadas pelas empresas na vertente operacional e administrativa.	Relação com os <i>stakeholders</i> , como por exemplo, a perda de poder negocial de uma empresa com os respetivos fornecedores e clientes.
A dimensão e a maturidade das empresas.	Setor de atividade ao qual as empresas pertencem.

Fonte: Ooghe e Waeyaert (*cit. in Radulescu e Nistor, 2014*)

A estes fatores internos e externos, outros autores acrescentam ainda outras possíveis causas específicas conducentes à insolvência.

Com referência a fatores internos, D’Aveni e MacMillan (1990) reforçam que uma **gestão inadequada** é um fator determinante para conduzir uma organização à insolvência empresarial. Os autores demonstram que na reação a uma crise, os gestores das empresas sobreviventes focaram-se mais nos fatores externos que podiam prejudicar as entidades, enquanto os líderes das organizações que se tornaram insolventes deram mais importância a fatores internos, levando a cabo estratégias que não condiziam com a realidade.

Já Kücher *et al.* (2020) concluíram com o seu estudo, que as empresas com mais **maturidade** que se tornam mais rígidas, tendem a estar mais suscetíveis na aposta nas mesmas estratégias que sortiram efeitos positivos em ocasiões distintas, ignorando dessa forma, os fatores externos, o que eleva a probabilidade de insucesso empresarial.

Hall (1992) acrescenta que as empresas, em especial, as de menor **dimensão** não tem, por vezes, um leque abrangente de produtos/serviços para disponibilizar ao mercado, o que origina uma excessiva dependência no sucesso de um único produto/serviço, representando assim, um grande perigo para as empresas.

Por outro lado, Lupulescu (*cit. in* Lupu, 2014) afirma que a escassez de **receitas** em vendas e uma incorreta abordagem publicitária conduzem à insolvência empresarial. Um produto que não atenda às necessidades do mercado, uma má definição dos produtos prioritários e do público-alvo, o foco em apenas nichos de mercado e a inexistência de meios para escoar os produtos são fatores que colocam as empresas em dificuldades.

Mironiuc, Robu e Robu (2010) realçam que as receitas próprias promovem a autonomia financeira, que se afigura como primordial na sustentabilidade das empresas, eliminando o recurso excessivo a **capitais alheios**, reduzindo assim, a probabilidade de insolvência. Brezeanu (*cit. in* Lupu, 2014) reforça que as fragilidades das organizações advêm, sobretudo, do recurso excessivo a fontes de **financiamento** exageradamente focadas em concessão de créditos, o que origina um aumento da sua submissão para com as instituições de crédito. O autor enfatiza que a falta de liquidez para realizar investimentos na organização, origina uma maior procura por capitais alheios com encargos financeiros elevados, o que pode colocar em causa a viabilidade do compromisso para com os credores.

Resumindo, e conforme Fernandes *et al.* (2019, p. 238) afirmam, os fatores internos podem derivar de “(...) problemas de natureza comercial, tecnológica ou estratégica”.

No que diz respeito a fatores externos, Lisboa *et al.* (2011) acrescentam que a abertura de **novos e competitivos mercados** constitui um desafio aos gestores, que necessitam de ter uma visão mais ampla do mercado e desenvolver novas estratégias para superarem a concorrência e evitar problemas de liquidez. Já Fernandes *et al.* (2019, p. 238) sustentam que os fatores externos podem dever-se a “(...) problemas relacionados com o setor de atividade em que a empresa se insere ou dificuldades da economia em geral que, direta ou indiretamente, acabam por afetar a atividade da empresa.”

2.3.4 Programas para Recuperação de Empresas versus Liquidação

Segundo Cepec e Grajzl (2020), as empresas em situação económica difícil podem tentar a reestruturação ou procurar a liquidação. Em Portugal, as empresas em situação económica difícil, que pretendam proceder à sua recuperação podem recorrer à via judicial ou extrajudicial. Pela via judicial, as empresas podem requerer o Processo Especial de Revitalização, enquanto pela via extrajudicial podem solicitar o Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas (RERE). No caso de liquidação, as empresas devem solicitar o processo de insolvência, embora através deste processo também seja

possível delinear um plano de recuperação. Os três processos podem ser definidos da seguinte forma:

i. Processo Especial de Revitalização

Segundo a alínea A do artigo 17º do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, aprovado pelo Decreto-Lei nº 53/2004,

O processo especial de revitalização destina-se a permitir à empresa que, comprovadamente, se encontre em situação económica difícil ou em situação de insolvência meramente iminente, mas que ainda seja suscetível de recuperação, estabelecer negociações com os respetivos credores de modo a concluir com estes um acordo conducente à sua revitalização.

De acordo com a alínea B do artigo 17º do mesmo código e aprovado pelo mesmo decreto, “(...) encontra-se em situação económica difícil a empresa que enfrentar dificuldade séria para cumprir pontualmente as suas obrigações, designadamente por ter falta de liquidez ou por não conseguir obter crédito.”

ii. Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas (RERE)

O RERE veio substituir o sistema de recuperação de empresas por via extrajudicial. O sistema de recuperação de empresas por via extrajudicial era um apoio facultado pelo Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação às empresas portuguesas com vista à realização de novas anuências entre as organizações com problemas financeiros graves e os seus credores (Artigo 1º e artigo 8º do Decreto-Lei nº 178/2012).

Mais tarde, a Lei nº 8/2018 revogou o Decreto-Lei nº 178/2012 criando o RERE. De acordo com o nº1 do artigo 2º da Lei nº 8/2018,

O RERE regula os termos e os efeitos das negociações e do acordo de reestruturação que seja alcançado entre um devedor e um ou mais dos seus credores, na medida em que os participantes manifestem, expressa e unanimemente, a vontade de submeter as negociações ou o acordo de reestruturação (...).

Segundo a alínea b do nº1 do artigo 3º da Lei nº 8/2018, podem recorrer ao RERE as empresas que “Estejam em situação económica difícil ou em situação de insolvência iminente.”

iii. Processo de Insolvência

De acordo com o nº1 do artigo 1º do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas, aprovado pelo Decreto-Lei nº 53/2004,

O processo de insolvência é um processo de execução universal que tem como finalidade a satisfação dos credores pela forma prevista num plano de insolvência, baseado, nomeadamente, na recuperação da empresa compreendida na massa insolvente, ou, quando tal não se afigure possível, na liquidação do património do devedor insolvente e a repartição do produto obtido pelos credores.

Por sua vez, de acordo o nº1 do artigo 46º do mesmo código e aprovado pelo mesmo decreto refere que,

A massa insolvente destina-se à satisfação dos credores da insolvência, depois de pagas as suas próprias dívidas, e, salvo disposição em contrário, abrange todo o património do devedor à data da declaração de insolvência, bem como os bens e direitos que ele adquira na pendência do processo.

Conforme referido anteriormente, os três processos de recuperação de empresas em Portugal abrangem a realização de acordos com os credores, que tem como base a renegociação de dívida. De acordo com Koh *et al.* (2015), esta abarca o acerto dos encargos financeiros, bem como a extensão do prazo de maturidade da dívida.

2.4 Análise Financeira e Relevância da Informação Financeira

A insolvência é um tema delicado no setor empresarial, sendo a análise financeira e a informação financeira essenciais para a sua prevenção, designadamente na antecipação dos sinais expostos na Tabela 2 e na Tabela 3, uma vez que facultam informação pertinente para a tomada de decisão.

A análise financeira, de acordo com Fernandes *et al.* (2019, p. 29), “(...) está vocacionada para a recolha, tratamento e estudo de informação de cariz eminentemente económico-financeiro, de forma a fornecer elementos que sirvam de apoio à tomada de decisões por parte dos gestores financeiros.” Segundo Breia, Mata e Pereira (2014, p.17), a análise financeira envolve no seu estudo as seguintes perspetivas:

- “Equilíbrio (de curto prazo) e sustentabilidade (no médio e longo prazo) bem como os respetivos condicionantes.”;
- “Rendibilidade dos capitais totais investidos (origens de fundos totais), dos capitais próprios, criação de valor.”;
- “Articulação e dependência entre risco, rendibilidade e sustentabilidade.”

Santos e Simões (2019, p. 64) afirmam que “(...) a análise financeira é um processo baseado num conjunto de técnicas (...)”. Neste contexto, uma das suas técnicas mais conhecidas e que será importante no desenvolvimento do presente estudo é o **método dos rácios**. Em primeira instância, esta técnica abrange a extração de rúbricas que derivam das demonstrações financeira das empresas. Logo após a sua execução estar consumada, dá-se início à construção dos rácios financeiros, que se traduz no quociente entre duas grandezas que determinam a obtenção de valores que expressão informação económica, afigurando-se como essencial para as tomadas de decisão (Fernandes *et al.*, 2019).

Conforme referido anteriormente, as demonstrações financeiras revelam-se como fundamentais para a construção dos rácios financeiros. Campa e Camacho-Miñano (2015) chegaram à conclusão no seu estudo, que as pequenas empresas que atravessam graves dificuldades financeiras estão mais propensas a manipular os seus lucros, por forma a encobrir o insucesso empresarial, transparecendo assim, uma imagem saudável irreal a todas as partes interessadas. Na ótica de Rosner (2003), a manipulação dos resultados abarca dois grupos, que se caracterizam como sendo o *earnings management* e a fraude.

De acordo com Oliveira (2008, p. 13), “Em Portugal, a expressão “*earnings management*” pode ser associada a (...) “contabilidade criativa” (...)”. Para Duarte e Ribeiro (2007), a contabilidade criativa resulta da subjetividade das normas contabilísticas, que permite aos seus utentes manobrar, dentro do enquadramento legal, as rúbricas das demonstrações financeiras. Ainda segundo os mesmos autores (p. 30), os motivos para o uso da contabilidade criativa podem ficar a dever-se às empresas que pretendam mostrar:

- **Estabilização de resultados:** As organizações preferem expor lucros crescentes regulares e não a sua irregularidade.
- **Manutenção ou aumento dos preços de cotação:** As empresas ludibriam os seus níveis de compromisso para com os seus credores, por forma a passar a imagem que a entidade não apresenta riscos e que é seguro para investir.
- **“Retardamento da chegada de informação ao mercado:** Os gestores, beneficiando de informação privilegiada, podem diferir a divulgação de dados cujo conhecimento público não seja oportuno”.

Alternativamente, Lourenço e Sarmiento (2008) afirmam que a fraude contabilística se verifica quando, de forma propositada, existe a intenção de obter vantagens, cujo as decisões adotadas para as obter, ultrapassam o enquadramento legal estabelecido. Os mesmos autores enumeram ainda os fatores que podem estar na origem das fraudes contabilísticas:

- **Dimensão da empresa:** Como as grandes empresas tem grande volume de transações, por vezes, incita a fraudes contabilísticas, uma vez que existe a perceção que o ato nunca será descoberto.
- **Sector de atividade:** Empresas com um desenvolvimento volátil associado ao uso intensivo de tecnologias tendem a ser mais suscetíveis a irregularidades do que as empresas cujo seu crescimento é menos significativo.
- **Rúbricas do balanço mais suscetíveis à fraude:** Por exemplo, a revalorização dos ativos fixos tangíveis, por vezes, é movimentada de acordo com os interesses das organizações.
- **Estratégias agressivas delineadas pelas empresas no que se refere a matéria fiscal e de gestão.**
- **Excessiva carga fiscal que torne “apelativo” a fuga aos impostos.**
- **Inadequada instrução ao nível académico ou tecnológica dos postos de trabalho-chave, responsáveis pelas relevações contabilísticas:** Indivíduos que sejam mais instruídos, quer a nível pessoal quer a nível profissional, estão mais capacitados para suster as fraudes contabilísticas.
- **Fragilidade na estrutura financeira das organizações:** As debilidades financeiras dão origem a adulterações nas demonstrações financeiras, de modo a divulgar uma imagem financeira sólida aos credores.
- **Sistema judiciário:** Uma justiça que demora a atuar, abre aso ao descomprometimento, incitando assim, ao desenvolvimento de fraudes contabilísticas.

Neste contexto, as demonstrações financeiras devem ser elaboradas segundo dois pressupostos e pelas características qualitativas que as representam, definidos na Estrutura Conceptual (EC) do Sistema de Normalização Contabilística (SNC), aprovado pelo Decreto-Lei nº 158/2009. No Aviso nº 15652/2009 que contempla o SNC - EC, as demonstrações financeiras têm os seguintes pressupostos e características qualitativas subjacentes:

i. Pressupostos:

- 1. Regime de acréscimo:** Segundo este pressuposto, quando os rendimentos e gastos se verificam, devem ser reconhecidos no momento e não apenas quando estes sejam obtidos ou liquidados. Assim, permite aos seus utilizadores, não só ter a informação dos gastos e rendimentos que se sucederam no passado, mas também, ter em conta os compromissos a honrar no futuro e a liquidez que a empresa ainda tem por receber.
- 2. Continuidade:** De acordo com este pressuposto, as demonstrações financeiras são, por norma, elaboradas com base na continuidade da atividade empresarial nos anos seguintes.

ii. Características qualitativas das demonstrações financeiras:

- 1. Compreensibilidade:** O teor das demonstrações financeiras deve de ser o mais claro possível, por forma a que os seus utilizadores as entendam. Contudo, é esperado que os mesmos tenham as mínimas noções do enquadramento económico e contabilístico, da atividade a que a empresa em causa se dedica e que tenham cautela na sua leitura.
- 2. Relevância:** O conteúdo das demonstrações financeiras deve ser pertinente o suficiente, por forma a que permita auxiliar os seus utilizadores a retificar ou sustentar as suas decisões.
- 3. Materialidade:** A materialidade está interligada com a relevância na medida em que se a informação não for divulgada em tempo útil, pode perder tal característica.
- 4. Fiabilidade:** As demonstrações financeiras não devem conter qualquer tipo de deturpação devendo expressar, apenas e só, informação autêntica. No Aviso nº 15652/2009 são expostos certos tópicos que ajudam a construir uma informação fidedigna, sendo eles:
 - a. Representação fidedigna:** “Para ser fiável, a informação deve representar fidedignamente as transações e outros acontecimentos que ela ou pretende representar ou possa razoavelmente esperar-se que represente.” (§ 33).

- b. Substância sobre a forma:** Se uma empresa adquirir um ativo sem que lhe pertença definitivamente deve, mesmo assim, registar como se fosse, bem como os encargos que lhe estão associados. Por exemplo, se uma empresa celebra um contrato de leasing de um carro, tal ativo deve ser registado contabilisticamente, bem como as suas depreciações, apesar de esse ativo não pertencer à empresa.
- c. Neutralidade:** Para que o teor das demonstrações financeiras seja credível, a sua informação deve ser imparcial de atingir um fim pretendido.
- d. Prudência:**

A prudência é a inclusão de um grau de precaução no exercício dos juízos necessários ao fazer as estimativas necessárias em condições de incerteza, de forma que os ativos ou os rendimentos não sejam sobreavaliados e os passivos ou os gastos não sejam subavaliados (§ 37).
- e. Plenitude:** As demonstrações financeiras devem conter toda a informação que lhe é inerente, caso contrário, a sua ocultação pode pôr em causa a sua veracidade, a sua credibilidade e, conseqüentemente, a sua relevância.

5. Comparabilidade:

Os utentes têm de ser capazes de comparar as demonstrações financeiras de uma entidade ao longo do tempo a fim de identificar tendências na sua posição financeira e no seu desempenho. Os utentes têm também de ser capazes de comparar as demonstrações financeiras de diferentes entidades a fim de avaliar de forma relativa a sua posição financeira, o seu desempenho e as alterações na posição financeira (§ 39).

Segundo o nº1 do artigo 11º do Decreto-Lei nº 158/2009,

As entidades sujeitas ao SNC são obrigadas a apresentar as seguintes demonstrações financeiras: Balanço; Demonstração dos resultados por naturezas; Demonstração das alterações no capital próprio; Demonstração dos fluxos de caixa pelo método direto; Anexo.

Em suma, salienta-se que é a partir das demonstrações financeiras que se calculam os rácios financeiros, que são a base dos modelos de previsão de insolvência. De acordo com Rodrigues (1999), uma das principais funções inerentes à análise financeira é a prevenção da insolvência empresarial.

2.5 Previsão de Insolvência

Sendo a previsão de insolvência, uma das principais funções da análise financeira, abordar-se nesta secção a sua importância, apresentando-se os modelos de previsão de insolvência identificados na literatura e de maior relevância para o presente estudo.

2.5.1 A Relevância da Previsão de Insolvências

Miranda, Martínez e Martínez (2008) afirmam que o estudo pioneiro nesta matéria é da autoria de Fitzpatrick em 1932. Desde então, com as crises que se sucederam ao longo da história e a imprevisibilidade de acontecimentos no setor empresarial, muitos investigadores se debruçaram sobre os modelos de previsão de insolvência, por forma a facultar uma ferramenta que ajude as empresas a melhorar as suas decisões, com a finalidade de prevenir que entrem em insolvência (Santos e Simões, 2019).

Heo e Yang (2014, p. 495) consideram que “A previsão é um ato que tenta prever o estado futuro com base em dados atuais.” Assim sendo, torna-se vital que a veracidade da informação seja uma das características presentes nas demonstrações financeiras, tal como foi referido no subcapítulo anterior. Só assim é possível obter previsões credíveis, que ajudam as empresas e as suas partes interessadas no processo de tomada de decisão.

Com efeito, Junior, Silva e Hein (*cit. in* Andrade e Lucena, 2018) destacam que as empresas não sofrem uma deterioração da sua posição financeira repentinamente. É um processo progressivo, o que permite às empresas ter tempo de reação para prevenir e inverter o rumo dos acontecimentos. Mais, de acordo com Altman, Baidya e Dias (*cit. in* Andrade e Lucena, 2018), os problemas financeiros nas organizações fazem parte do seu ciclo, o que significa que no futuro as empresas irão acabar por ter situações financeiras desfavoráveis, podendo colocar em causa a sua viabilidade.

Fernandes *et al.* (2019) enumeram os principais utilizadores da informação financeira e a utilidade dessa informação para cada um deles:

- **Gestores:** Retificar as suas tomadas de decisão ao nível da alocação dos recursos e da estrutura financeira da organização.
- **Acionistas ou sócios:** Permite averiguar se é necessário investir ou desinvestir nas ações da empresa, por forma a assegurar que o seu investimento tem retorno.

- **Clientes:** Ajuda a avaliar a capacidade da empresa em continuar a operar futuramente, em especial, se o cliente antecipar pagamentos ou depender excessivamente da organização.
- **Fornecedores:** Permite averiguar se a empresa consegue, atempadamente, honrar os seus compromissos que vencem em menos de um ano.
- **Credores de médio e longo prazo:** Possibilita saber se a empresa tem condições para pagar o capital que lhe foi concedido mais os encargos financeiros associados.
- **Trabalhadores e sindicatos:** Avalia a capacidade da empresa em manter os postos de trabalho associado ao pagamento de salários e outras benesses correspondentes.

A precisão de um modelo de previsão de insolvência é de “(...) importância crucial na previsão de insolvências, uma vez que muitos agentes económicos, não apenas empresas, mas também instituições financeiras, auditores, consultores, formuladores de políticas ou clientes são afetados pela insolvência de uma empresa” (Alfaro *et al.*, 2008, p. 110).

Tendo os modelos de previsão de insolvência, na sua generalidade, uma percentagem de fiabilidade elevada (Miranda, Martínez e Martínez, 2008), os mesmos autores (p. 87), salientam que, para o seu aperfeiçoamento, deve-se ter em conta três aspetos:

- “O desenvolvimento de modelos setoriais (...)”;
- “(...) a incorporação de variáveis não financeiras (...)”;
- “(...) o horizonte temporal considerado”.

2.5.2 Modelos de Previsão de Insolvência

Nesta secção serão explanados os modelos de previsão de insolvência existentes, que serão fundamentais para o estudo em causa, uma vez que os rácios financeiros que os constituem vão ser usados para construir o modelo de previsão de insolvência para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro.

Em particular, são expostos os Modelos de Altman (1968) e Altman (2013), o Modelo de Chesser (1974), o Modelo de Elizabetsky (1976), o Modelo de Kanitz (1978), o Modelo de Springate (1978), o Modelo de Fulmer *et al.* (1984), o Modelo Zavgren (1985), o Modelo de CA-Score (1987) e o Modelo de Sanvicente e Minardi (1998).

Os modelos referenciados contêm uma função discriminante ou logística, variáveis que são representadas pelos rácios financeiros, coeficientes estimados a partir de uma determinada realidade empresarial e um ponto de separação que indica se as empresas são potencialmente insolventes ou potencialmente solventes ou se há incerteza daquilo que se vai suceder.

i. Modelo de Altman (1968)

Para a construção do modelo, Altman (1968) recorreu à análise discriminante, usando uma amostra composta por 66 empresas cotadas em bolsa das quais 33 pertenciam ao grupo das falidas e as restantes ao grupo das que ainda estavam em atividade. O autor estimou a função discriminante da Eq. (1) apresentada na Tabela 5.

Tabela 5: Modelo de previsão de insolvência de Altman (1968)

Função discriminante:	
$Z\text{-Score} = 0,012 \cdot X_1 + 0,014 \cdot X_2 + 0,033 \cdot X_3 + 0,006 \cdot X_4 + 0,999 \cdot X_5$ (1)	
X₁	Fundo de Maneio / Ativo Total
X₂	Lucros Retidos / Ativo Total
X₃	Resultados Operacionais / Ativo Total
X₄	Capitalização Bolsista / Passivo Total
X₅	Vendas / Ativo Total

Fonte: Altman (1968)

Altman (1968) sustenta que se uma empresa obtiver um *Z-Score* acima 2,99, integra o grupo de empresas potencialmente solventes. Se uma empresa apresentar um *Z-Score* abaixo de 1,81, integra o grupo de empresas potencialmente insolventes. Por fim, se uma empresa apresentar um resultado entre 1,81 e 2,99, é incerto se integra o grupo das empresas potencialmente solventes ou insolventes, com o autor a classificar de “zona cinzenta”.

Mais tarde, Altman (2013) desenvolveu um modelo para as empresas não cotadas em bolsa. As únicas alterações feitas pelo autor em relação ao modelo original são no rácio financeiro X₄ (Capitalização Bolsista / Passivo Total), em que a capitalização bolsista é substituída pela rúbrica do capital próprio, bem como no valor dos coeficientes, com os resultados apresentados na Eq. (2) da Tabela 6.

Tabela 6: Modelo de previsão de insolvência de Altman (2013) para empresas não cotadas em bolsa

Função discriminante:	
$Z\text{-Score} = 0,717 \cdot X_1 + 0,847 \cdot X_2 + 3,107 \cdot X_3 + 0,420 \cdot X_4 + 0,998 \cdot X_5$ (2)	
X₁	Fundo de Maneio / Ativo Total
X₂	Lucros Retidos / Ativo Total
X₃	Resultados Operacionais / Ativo Total
X₄	Capital Próprio / Passivo Total
X₅	Vendas / Ativo Total

Fonte: Altman (2013)

Neste caso, Altman (2013) assinala que se uma empresa obtiver um *Z-Score* acima 2,9, integra o grupo de empresas potencialmente solventes. Se uma empresa apresentar um *Z-Score* abaixo de 1,23, integra o grupo de empresas potencialmente insolventes. Por fim, se uma empresa apresentar um resultado entre 1,23 e 2,9, é incerto se integra o grupo de empresas potencialmente insolventes ou solventes, com o autor a classificar de “zona cinzenta”.

ii. Modelo de Chesser (1974)

Chesser (*cit. in* Mackevičius e Silvanavičiūtė, 2006) construiu o modelo usando a regressão logística como técnica estatística, com base numa amostra de 37 empresas que haviam saldado os empréstimos concedidos pelas instituições bancárias dentro do prazo e de 37 empresas que não conseguiram honrar os seus compromissos atempadamente. O modelo é apresentado na Eq. (3) da Tabela 7.

Tabela 7: Modelo de previsão de insolvência de Chesser (1974)

Função logística:	
$P = 1/(1+e^{-(2,0434 - 5,24 \cdot X_1 + 0,0053 \cdot X_2 - 6,6507 \cdot X_3 + 4,4009 \cdot X_4 - 0,0791 \cdot X_5 - 0,1021 \cdot X_6)})$ (3)	
X₁	Disponibilidades / Ativo Total
X₂	Vendas / Disponibilidades
X₃	Resultados Operacionais / Ativo Total
X₄	Passivo Total / Ativo Total
X₅	Ativo não Corrente / Capital Próprio
X₆	Fundo de Maneio / Vendas

Fonte: Chesser (*cit. in* Mackevičius e Silvanavičiūtė, 2006)

Chesser (*cit. in* Mackevičius e Silvanavičiūtė, 2006) referem que se o resultado de *P* for superior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes, caso contrário, se o resultado de *P* for igual ou inferior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente solventes.

iii. Modelo de Elizabetsky (1976)

Elizabetsky (*cit. in* Rezende, Farias e Oliveira, 2013) estimou um modelo recorrendo à análise discriminante, usando uma amostra que incorporava 274 empresas ativas e 99 empresas insolventes da indústria de confecção. O modelo é ilustrado na Eq. (4) da Tabela 8.

Tabela 8: Modelo de previsão de insolvência de Elizabetsky (1976)

Função discriminante:	
$Y = 1,93 \cdot X_1 - 0,21 \cdot X_2 + 1,02 \cdot X_3 + 1,33 \cdot X_4 - 1,13 \cdot X_5$ (4)	
X₁	Resultado Líquido / Vendas
X₂	Disponibilidades / Ativo não Corrente
X₃	Contas a Receber / Ativo Total
X₄	Inventário / Ativo Total
X₅	Passivo Corrente / Ativo Total

Fonte: Elizabetsky (*cit. in* Rezende, Farias e Oliveira, 2013)

Elizabetsky (*cit. in* Rezende, Farias e Oliveira, 2013) afirma que as empresas que obtenham um Y com valores inferiores a 0,5 são identificadas como potencialmente insolventes, enquanto se os valores forem acima de 0,5 as empresas são identificadas como potencialmente solventes.

iv. Modelo de Kanitz (1978)

Kanitz (*cit. in* Fernandes *et al.*, 2019) desenvolveu um modelo de previsão de insolvência através de uma amostra de 42 empresas brasileiras em que metade eram insolventes e a outra metade solvente. O modelo foi criado com base na análise discriminante, ficando conhecido como “fator de insolvência” (FI), tal como consta na Eq. (5) da Tabela 9.

Tabela 9: Modelo de previsão de insolvência de Kanitz (1978)

Função discriminante:	
$FI = 0,05 \cdot X_1 + 1,65 \cdot X_2 + 3,55 \cdot X_3 - 1,06 \cdot X_4 - 0,33 \cdot X_5$ (5)	
X₁	Resultado Líquido / Capital Próprio
X₂	Ativo Total / Passivo Total
X₃	(Ativo Corrente – Inventários) / Passivo Corrente
X₄	Ativo Corrente / Passivo Corrente
X₅	Passivo Total / Capital Próprio

Fonte: Kanitz (*cit. in* Fernandes *et al.*, 2019)

Kanitz (*cit. in Fernandes et al.*, 2019) considera que se uma empresa obtiver um *FI* abaixo de -3, pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes. Se uma empresa apresentar um *FI* acima de 0, pertence ao grupo de empresas potencialmente solventes. Por fim, se uma empresa apresentar um resultado entre -3 e 0, é incerto se pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes ou solventes, com o autor a classificar de “penumbra”.

v. Modelo de Springate (1978)

Springate (*cit. in Deo, Ashraf e Rajasekar*, 2014) recorreu à análise discriminante, tendo selecionado 4 dos 19 rácios financeiros mais relevantes que diferenciavam as empresas ativas das empresas insolventes, alcançando assim, a função discriminante apresentada na Eq. (6) da Tabela 10.

Tabela 10: Modelo de previsão de insolvência de Springate (1978)

Função discriminante:	
$Z = 1,03 \cdot A + 3,07 \cdot B + 0,66 \cdot C + 0,4 \cdot D$	
A	Fundo de Maneio / Ativo Total
B	Resultados Operacionais / Ativo Total
C	Resultados antes de Impostos / Passivo Corrente
D	Vendas / Ativo Total

Fonte: Springate (*cit. in Deo, Ashraf e Rajasekar*, 2014)

Springate (*cit. in Deo, Ashraf e Rajasekar*, 2014) refere que se *Z* assumir valores abaixo de 0,862 as empresas são identificadas como potencialmente insolventes, enquanto se os valores de *Z* forem acima de 0,862 as empresas são identificadas como potencialmente solventes.

vi. Modelo de Fulmer *et al.* (1984)

Fulmer *et al.* (*cit. in Huo*, 2006; *cit. in Deo, Ashraf e Rajasekar*, 2014) direcionaram o modelo para pequenas empresas e recorreram à análise discriminante com base numa amostra de 60 empresas, em que metade eram insolventes e a outra metade empresas solventes. O modelo é composto por 9 dos 40 rácios financeiros analisados e a sua função discriminante é expressa na Eq. (7) da Tabela 11.

Tabela 11: Modelo de previsão de insolvência de Fulmer *et al.* (1984)

Função discriminante:	
$H = -6,075 + 5,528 \cdot V_1 + 0,212 \cdot V_2 + 0,073 \cdot V_3 + 1,270 \cdot V_4 - 0,120 \cdot V_5 + 2,335 \cdot V_6 + 0,575 \cdot V_7 + 1,083 \cdot V_8 + 0,894 \cdot V_9 \quad (7)$	
V₁	Lucros Retidos / Ativo Total
V₂	Vendas / Ativo Total
V₃	Resultado antes de Impostos / Capital Próprio
V₄	Disponibilidades / Financiamentos Obtidos Totais
V₅	Financiamentos Obtidos Totais / Ativo Total
V₆	Passivo Corrente / Ativo Total
V₇	Log Ativos Fixos Tangíveis
V₈	Fundo de Maneio / Financiamentos Obtidos Totais
V₉	Log Resultados Operacionais / Juros

Fonte: Fulmer *et al.* (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014)

Fulmer *et al.* (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014) refere que se o valor assumido por H for superior a 0, as empresas são identificadas como potencialmente solventes. Já se o valor for inferior a 0, as empresas são identificadas como potencialmente insolventes.

vii. Modelo de Zavgren (1985)

Zavgren (*cit. in* Santos, 2000; *cit. in* Kanapickiene e Marcinkevicius, 2014) desenvolveu o modelo de previsão de insolvência recorrendo à regressão logística, utilizando uma amostra de 45 empresas pertencentes à indústria transformadora, conseguindo prever a insolvência empresarial 5 anos antes da sua ocorrência. O autor desenvolveu uma função para cada período, sendo que nas Eq. (8), Eq. (9) e Eq. (10) da Tabela 12 apenas são ilustradas as funções para 3 anos antes da insolvência ter ocorrido.

Tabela 12: Modelo de previsão de insolvência de Zavgren (1985)

Função logística:	
$P_1 = 1/(1+e^{-(0,23883 + 0,108 \cdot X_1 + 1,583 \cdot X_2 + 10,780 \cdot X_3 - 3,074 \cdot X_4 - 0,486 \cdot X_5 + 4,350 \cdot X_6 - 0,11 \cdot X_7)}) \quad (8)$	
$P_2 = 1/(1+e^{-(2,61060 + 4,185 \cdot X_1 + 2,215 \cdot X_2 + 11,231 \cdot X_3 - 2,690 \cdot X_4 - 1,440 \cdot X_5 + 4,464 \cdot X_6 - 0,063 \cdot X_7)}) \quad (9)$	
$P_3 = 1/(1+e^{-(1,51150 + 6,257 \cdot X_1 + 0,829 \cdot X_2 + 42,48 \cdot X_3 - 1,549 \cdot X_4 + 0,519 \cdot X_5 + 1,822 \cdot X_6 + 0,002 \cdot X_7)}) \quad (10)$	
X₁	Inventário / Vendas
X₂	Contas a Receber / Inventários
X₃	Disponibilidades / Ativo Total
X₄	(Disponibilidades + Contas a Receber + Participações Financeiras de Curto Prazo) / Passivo Corrente
X₅	Vendas / (Ativo Total – Passivo Corrente)
X₆	Financiamentos Obtidos Totais / (Financiamentos Obtidos Totais + Capital Próprio)
X₇	Rendimentos Totais / (Financiamentos Obtidos Totais + Capital Próprio)

Fonte: Zavgren (*cit. in* Kanapickiene e Marcinkevicius, 2014)

Zavgren (*cit. in* Kanapickiene e Marcinkevicius, 2014) afirma que se o resultado de P for superior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes, caso contrário, se o resultado de P for igual ou inferior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente solventes.

viii. CA-Score (1987)

CA-Score (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014) foi um modelo desenvolvido por Jean Legault através da análise discriminante, analisando um total de 30 rácios financeiros e contendo uma amostra de 173 empresas industriais situadas em Québec, Canadá, assim como se pode evidenciar na Eq. (11) da Tabela 13.

Tabela 13: Modelo de previsão de insolvência de CA-Score (1987)

Função discriminante:	
$CA-Score = -2,7616 + 4,5913 \cdot A + 4,5080 \cdot B + 0,3936 \cdot C$ (11)	
A	Investimento dos Acionistas / Ativo Total
B	(Resultados antes de Impostos + Despesas Financeiras) / Ativo Total
C	Vendas / Ativo Total

Fonte: CA-Score (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014)

CA-Score (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014) refere que se uma empresa obtiver um $CA-Score$ com valores abaixo de -0,03 é identificada como potencialmente insolvente, caso contrário, se o valor for superior é identificada como potencialmente solvente.

ix. Modelo de Sanvicente e Minardi (1998)

Sanvicente e Minardi (1998) estimaram o modelo com base na análise discriminante, usando uma amostra de 92 empresas cotadas na bolsa de valores de São Paulo, sendo que 46 eram insolventes e as restantes solventes. Destaca-se o facto de as empresas pertencerem a diferentes tipos de indústria. O seu modelo é ilustrado na Eq. (12) da Tabela 14.

Tabela 14: Modelo de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi (1998)

Função discriminante:	
$Z = -0,042 + 2,909 \cdot X_1 - 0,875 \cdot X_2 + 3,636 \cdot X_3 + 0,172 \cdot X_4 + 0,029 \cdot X_5$ (12)	
X₁	(Ativo Corrente – Passivo Total) / Ativo Total
X₂	(Capital Próprio – Capital Social) / Ativo Total
X₃	Resultados antes de Impostos / Ativo Total
X₄	Capital Próprio / Passivo Total
X₅	Resultados Operacionais / Despesas Financeiras

Fonte: Sanvicente e Minardi (1998)

Sanvicente e Minardi (1998) referem que se o valor assumido por Z for superior a 0, as empresas são identificadas como potencialmente solventes, por outro lado, se o valor for inferior, as empresas são identificadas como potencialmente insolventes.

Por último, acrescenta-se o rácio da autonomia financeira, pelo facto de ser extremamente importante na medição da dependência das empresas para com os seus credores, pelo que não pode deixar de ser um rácio analisado.

De acordo com Fernandes *et al.* (2019, p. 117), o rácio da autonomia financeira é expresso na Eq. (13) da seguinte forma:

$$\text{“Rácio da Autonomia Financeira = Capital Próprio / Ativo Total”} \quad (13)$$

O conjunto de rácios financeiros retirados dos modelos de previsão de insolvência previamente apresentados encontram-se expostos na Tabela A 1 do Anexo A.

2.6 Conclusão

Neste capítulo mostrou-se que as crises podem ter um impacto brutal na situação financeira das empresas, que advém da estagnação económica e, conseqüentemente, da falta de liquidez. Ficou ainda estabelecido que a degradação dos rácios financeiros, a desconfiança do mercado, um produto mal acolhido pelo mercado e a instabilidade na empresa podem significar que a empresa está em risco de insolvência. Mais, relativamente às causas da insolvência, verificou-se que uma gestão inadequada constitui a principal causa de natureza interna, enquanto as causas externas identificadas se relacionam com a existência de novos e mais competitivos mercados. Após mencionar as causas, apresentou-se os programas de recuperação a que as empresas podem recorrer em

Portugal, nomeadamente, o processo especial de revitalização e o RERE, podendo as empresas renegociar com os credores os encargos financeiros e o prazo de maturidade da dívida. Além disso, destacou-se ainda que as empresas que pretendem proceder à liquidação devem recorrer ao processo de insolvência, embora este processo também confira um plano de recuperação.

De seguida, abordou-se o âmbito da análise financeira, destacando-se a importância da qualidade da informação financeira, ficando vincado que deve ser o mais transparente possível, de modo a ilustrar a real situação financeira das empresas.

Por fim, ilustrou-se a relevância da previsão de insolvência, enfatizando o facto de a posição financeira das empresas não alterar repentinamente, o que possibilita uma atuação prévia com o intuito de inverter a situação. Realçou-se ainda o facto de a informação financeira e os modelos de previsão de insolvência serem vitais para as partes interessadas, uma vez que são extremamente importantes no processo de tomada de decisão. Salientou-se também o facto de um modelo desenvolvido para um determinado setor de atividade poder ser mais assertivo. E, por último, enumerou-se e descreveu-se nove modelos de previsão de insolvência¹ que se consideraram pertinentes para o estudo cujo alguns dos seus rácios financeiros serão determinantes para a construção do modelo de previsão de insolvências para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro.

No capítulo seguinte será explicitado a metodologia utilizada no presente estudo.

¹ De forma a simplificar a leitura, daqui em diante serão referenciados no corpo de texto os autores e ano de publicação dos modelos, ao invés de serem referidos os autores consultados (*cit. in*).

Capítulo III - Metodologia de Investigação

3.1 Introdução

Neste capítulo é apresentado o processo metodológico usado na presente dissertação. Assim sendo, o processo inicia-se com a apresentação de conceitos teóricos relativos ao processo de investigação, seguido da definição do problema e objetivos de investigação. Posteriormente, define-se as variáveis e apresenta-se o design de investigação e os instrumentos de recolha de dados. Por último, mostra-se o processo de amostragem, o método de análise dos dados e realiza-se o tratamento preliminar dos dados.

3.2 Processo de Investigação

Segundo Malhotra (2010), o processo de investigação abarca a identificação, a recolha, a análise, a disseminação e o uso de informação. McDaniel e Gates (2003) referem que o processo de investigação tem como objetivo primordial obter informações que ajudem a melhorar a tomada de decisão.

Malhotra (2010, pp. 41-42) enuncia os seis passos para o processo de investigação:

1ºPasso: Definição do problema;

2ºPasso: Definição de uma abordagem ao problema: (...) inclui a formulação de objetivos (...) e de hipóteses (...);

3ºPasso: Formulação do design de investigação;

4ºPasso: Trabalho de campo ou recolha de dados;

5ºPasso: Preparação e análise dos dados;

6ºPasso: Preparação e apresentação do relatório.”

3.3 Definição do Problema e Objetivos de Investigação

Malhotra (2010) refere que a definição do problema de investigação é o ponto fulcral do processo de investigação. Segundo o mesmo autor, ao delinear o problema devem ser tidos em consideração os fins que a investigação pretende atingir, a revisão de literatura, as informações indispensáveis e como serão utilizadas na tomada de decisão. Já McDaniel e Gates (2003) acrescentam que delinear um problema de investigação assertivamente, garante um guia para os restantes passos do processo.

De acordo com Gil (1991), o problema de investigação deve ser concreto e elaborado como pergunta. Assim, com base na revisão da literatura, em particular, da possibilidade de um conjunto de rácios financeiros formarem um modelo de previsão de insolvência que permita a previsão da insolvência para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos do Couro, o problema de investigação para o presente estudo será definido da seguinte forma:

Haverá um conjunto de rácios financeiros que permita diferenciar, de forma exclusiva, as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro de forma a prevenir a sua insolvência?

De acordo com McDaniel e Gates (2003, p. 31), “Os objetivos precisam ser o mais específico e o menos ambíguo possível.” O mesmo autor refere que os objetivos são delineados, por forma a darem uma solução ao problema de investigação definido no processo de investigação. McDaniel e Gates (2003, p. 31) acrescentam ainda que, “Atingir os objetivos de uma pesquisa deve significar mais do que reduzir o nível de desconhecimento da administração. (...) deve levar a uma decisão.”

Assim sendo, o presente estudo tem dois objetivos a atingir:

Objetivo Principal: Aferir se existe um conjunto de rácios financeiros que permitem diferenciar, de forma exclusiva, as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro;

Objetivo Específico: Aferir se o modelo criado auferir um grau de assertividade superior aos demais modelos apresentados na revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2) para os anos N-1 (2018), N-2 (2017) e N-3 (2016).

3.4 Definição das Variáveis

Segundo McDaniel e Gates (2003, p. 33), “Uma variável é simplesmente um símbolo ou conceito que pode assumir qualquer valor de um conjunto de valores.”

O presente estudo incorpora uma variável dependente (Z), que exprime se uma empresa é ou não potencialmente insolvente. Já as variáveis independentes (X_n) que podem vir a ser incluídas no presente estudo encontram-se ilustradas na Tabela A 1 do Anexo A, que derivam dos rácios financeiros extraídos de outros modelos de previsão de insolvência expressos na revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2). A escolha dos rácios financeiros recaiu sobre aqueles que atenderam os seguintes critérios:

- Rácios financeiros usados em modelos de previsão de insolvência relacionados com o estudo em causa, como sendo os modelos aplicados à indústria transformadora (Zavgren, 1985), ou a pequenas empresas (Fulmer *et al.*, 1984).
- Rácios financeiros usados em modelos de previsão de insolvência (Altman, 2013; Elizabetsky, 1976; Kanitz, 1978; Springate, 1978; CA-Score, 1987; Sanvicente e Minardi, 1998) que foram incorporados em investigações similares (Santos, 2000; Nunes, 2012).
- Rácios financeiros que se consideraram pertinentes para a construção do modelo, como foi o caso do rácio financeiro R7 (Capital Próprio / Ativo Total) e os que incorporam o modelo de Chesser (1974).

3.5 Definição do Design de Investigação

McDaniel e Gates (2003, p. 32) definem o design de investigação como sendo “(...) o plano a ser seguido para atender aos objetivos (...)” delineados.” Malhotra (2010) afirma que para solucionar problemas inerentes ao processo de investigação, o design de investigação é fundamental na discriminação dos processos essenciais para garantir toda a informação que se considera como imprescindível. Para Kothari (2004), um bom design de investigação é aquele que reduz o risco de enviesamento e maximiza a credibilidade dos dados recolhidos e analisados. Ainda segundo Malhotra (2010) existem três tipos de design: design exploratório, design descritivo e design causal.

Design exploratório: Malhotra (2010, p. 103) afirma que o design exploratório “(...) é usado nos casos em que se deve definir o problema com mais precisão, identificar cursos

de ação relevantes ou obter percepções adicionais antes que uma abordagem possa ser desenvolvida.” Já para Kothari (2004, p. 36), “A maior ênfase em tais estudos é a descoberta de ideias e percepções. Como tal, o design de investigação apropriado para tais estudos deve ser flexível o suficiente para fornecer a oportunidade para considerar diferentes aspetos de um problema em estudo.”

Design descritivo: De acordo com McDaniel e Gates (2003, p. 33), o design descritivo “(...) são conduzidos para responder às perguntas quem, o quê, quando, onde e como.” Kothari (2004, p. 37) sustenta que as “Investigações descritivas são aquelas que se preocupam em descrever as características de um determinado indivíduo, ou de um grupo (...) devendo ser rígidas e não flexíveis (...)”.

Design causal: Segundo afirma Malhotra (2010, p. 113), “A investigação causal é usada para obter evidências de relações causa-efeito.” Ainda de acordo com o mesmo autor, “A investigação causal é apropriada para os seguintes propósitos:

- Para entender que variáveis são a causa (variáveis independentes) e que variáveis são o efeito (variáveis dependentes) de um fenómeno;
- Para determinar a natureza da relação entre as variáveis causais e o efeito a ser previsto.”

McDaniel e Gates (2003) identificam três critérios para a investigação causal:

- **Sequência temporal:** As causas e os efeitos devem ter uma associação credível.
- **Variação concomitante:** Verifica-se quando a causa e o efeito alteram ao mesmo tempo;
- **Associação espúria:** Ter em conta que outras variáveis independentes não selecionadas para o estudo podem, de igual forma, provocar alterações na variável dependente. É possível minimizar a associação espúria incorporando a expressão *ceteris paribus*.

No presente estudo, o design de investigação a ser utilizado será o design causal, uma vez que se pretende aferir quais os rácios financeiros (causas) que conseguem diferenciar, de forma exclusiva, as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro (efeito), mantendo tudo o resto constante.

3.6 Definição do Instrumento de Recolha de Dados

Kothari (2004, p. 95) aponta que na recolha de dados é necessário atender a dados primários que “(...) são aqueles que são recolhidos pela primeira vez (...)” e a dados secundários que “(...) são aqueles que já foram recolhidos por outrem e que já passaram pelo processo estatístico.”

No presente estudo, recorreu-se à base de dados da Informa D&B para obtenção do Balanço e Demonstração dos Resultados das empresas insolventes e ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro para os anos de 2016, 2017, 2018 e 2019. A Informa D&B é uma empresa que divulga informação sobre as empresas, de modo a auxiliar as decisões das partes interessadas, sendo por isso, dados do tipo secundário.

Para efeitos de caracterização do setor utilizou-se os dados do Banco de Portugal (2020) que divulgam os quadros do setor, que contém informação relativa às empresas portuguesas, nomeadamente, no que diz respeito à longevidade, volume de negócios, entre outros, sendo também, dados do tipo secundário.

3.7 Definição do Processo de Amostragem

De acordo com Malhotra (2010), o processo de amostragem abarca cinco passos:

1º Passo: Definir a população alvo, que se identifica como o ponto crucial e deve ser definida com rigor;

2º Passo: Definir a base da amostra, que tem como objetivo averiguar quais vão ser os elementos a simbolizar a população alvo definida no passo anterior;

3º Passo: Selecionar a técnica de amostra, no qual se deve delinear se a amostra é não-probabilística ou se a amostra é probabilística. Malhotra (2010, p. 376) afirma que “A amostra não-probabilística depende do julgamento pessoal do investigador, e não da chance de selecionar os elementos da amostra. O investigador pode decidir, arbitrariamente ou conscientemente, quais os elementos a incluir na amostra.” McDaniel e Gates (2003) enumeram os quatro tipos de amostra não-probabilística:

- **Amostra de conveniência:** Caracteriza-se por os elementos da amostra serem os mais acessíveis, o que significa que são mais fáceis de serem adquiridos.
- **Amostra de julgamento:** Verifica-se quando os elementos da amostra são selecionados de uma forma precisa para o estudo em causa, ou seja, com base no julgamento do investigador.
- **Amostra por quota:** Confirma-se quando a população é repartida segundo critérios demográficos e, de seguida, são extraídos os elementos que compõe a amostra de uma forma não aleatória.
- **Amostra Bola de Neve:** Determina-se quando os inquiridos identificam outros que pertencem ao público-alvo. É também caracterizado pelo facto de o público-alvo ser difícil de identificar.

Por outro lado, e ainda segundo Malhotra (2010, p. 376), “Na amostra probabilística, as unidades da amostra são selecionadas ao acaso.” Kothari (2004) enumera os quatro tipos de amostra probabilística:

- **Amostra aleatória simples:** Caracteriza-se por qualquer unidade da população ter a mesma probabilidade de ser incorporado na amostra.
- **Amostra sistemática:** Segundo Malhotra (2010), a amostra sistemática utiliza um intervalo de amostra (tamanho da população/tamanho da amostra) e, posteriormente, um número entre 1 e esse intervalo é selecionado de forma totalmente aleatória. Se o número selecionado fosse, por exemplo, 19 os elementos da amostra seriam 19, 119, 219, 319, e assim por diante.
- **Amostragem estratificada:** Confirma-se quando a população definida é repartida em subgrupos mutuamente exclusivos e, posteriormente, são aleatoriamente extraídas unidades de amostras de cada um desses mesmos subgrupos.
- **Amostra cluster:** Determina-se quando a população é repartida em subgrupos mutuamente exclusivos, em que são selecionados aleatoriamente alguns desses subgrupos, por forma a formarem uma amostra. Uma das grandes diferenças deste tipo de amostra caracteriza-se pelo facto de serem selecionados grupos e não unidades para constituírem a amostra.

4º Passo: Determinar o tamanho da amostra, ou seja, o número de elementos que vão constituir a amostra;

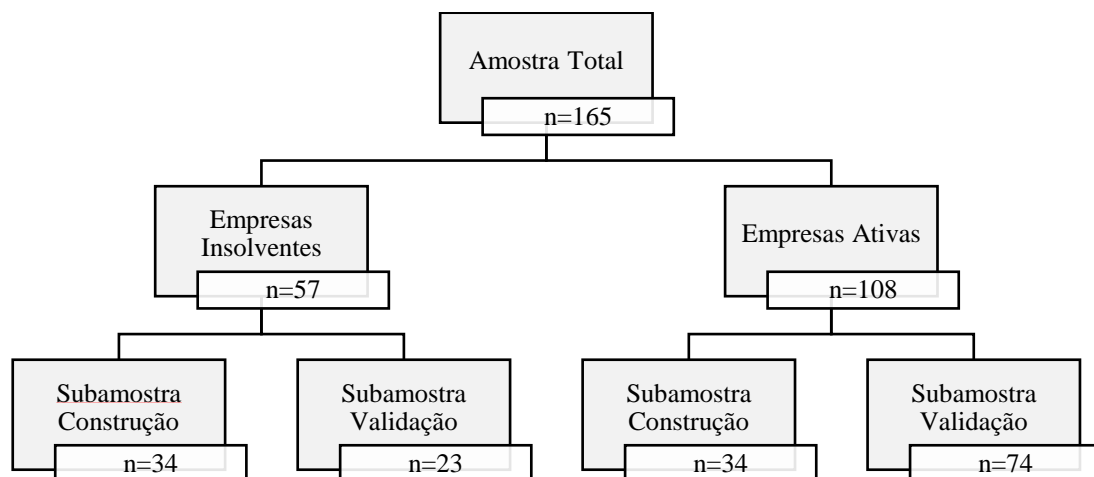
5º Passo: Executar o processo de amostra, sendo que para tal, todos os passos anteriores devem estar delineados com todo o rigor.

A amostra do presente estudo caracteriza-se por ser não-probabilística por julgamento, uma vez que se estabeleceu critérios de exclusão para a seleção das empresas mais pertinentes e adequadas para atingir os objetivos delineados. Mais, a CAE 15 foi selecionada pelo facto de apresentar níveis consideráveis de insolvência em relação às demais.

Assim, a amostra do presente estudo é composta pelas demonstrações financeiras, entre os anos 2016 e 2019, de empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos do Couro que contêm entre 1 a 50 funcionários e um volume de negócios inferior a 10 000 000€.

A amostra é dividida conforme se descreve na Figura 1:

Figura 1: Subdivisão das empresas que compõe a amostra



A amostra de empresas insolventes é composta por 57 das 67 empresas pertencentes à CAE 15 que haviam solicitado insolvência no ano de 2019. O único motivo para a exclusão das 10 empresas deve-se ao facto de não apresentarem dados suficientes nas suas rúbricas para a posterior aplicação dos rácios financeiros. Tal como estabelecido por Altman (1968), as empresas que integram o grupo das empresas insolventes não necessitam de qualquer critério de exclusão.

Já a amostra de empresas ativas foi obtida de uma população de 2041 empresas ativas também pertencentes à CAE 15. A amostra apenas é composta por 108 empresas que apresentaram resultados em todos os anos em análise e que atenderam aos seguintes critérios no ano de 2019:

- Ativo total igual ou superior a 1 000 000€;
- Rácio da autonomia financeira igual ou superior a 30%

A razão para a exclusão das empresas com ativo total inferior a 1 000 000€ deve-se ao facto de assegurar que as mesmas detenham os dados suficientes para a aplicação dos rácios financeiros (Altman, 1968). Por sua vez, o rácio da autonomia financeira é usado como critério de exclusão pela importância atribuída pelas instituições de crédito. Conforme afirma Fernandes *et al.* (2019, p. 117), a autonomia financeira “(...) é um indicador particularmente valorizado pelos analistas de crédito, apoiando a análise do risco sobre a estrutura financeira de uma empresa.” Apesar de não existir um valor de referência universal, utilizou-se o valor de referência da DGES (2020) para este rácio financeiro que se fixa nos 30%.

Hair *et al.* (2014) referem que para validar os resultados que derivam da utilização da análise discriminante deve-se recorrer a uma *holdout sample*, ou seja, a uma amostra de validação, que deve ser diferenciada da amostra usada para construir o modelo. Mais, Cestari, Risaliti e Pierotti (2013) afirmam que a aplicação da mesma amostra para a construção e validação do modelo permite obter um grau de fiabilidade muito satisfatório, porém esses resultados podem ser enganadores.

Assim, dentro de cada amostra, foram criadas duas subamostras: uma que servirá para a construção do modelo e a outra para a sua validação. Tal como mostrado na Figura 1, das 57 empresas insolventes, 34 serão usadas para a construção do modelo e 23 para a sua validação. Esta divisão sustenta-se no facto de só 23 empresas apresentarem resultados consecutivamente nos 3 anos anteriores ao ano da insolvência (2016, 2017 e 2018), o que permite aferir a fiabilidade do modelo até 3 anos. Relativamente à amostra de empresas ativas, foram escolhidas as 34 empresas que apresentaram os melhores índices de autonomia financeira para a construção do modelo e as restantes 74 para a sua validação.

Na Tabela 15 apresenta-se um resumo do número de empresas incluídas na população e do número de empresas incluídas nas amostras e subamostras usadas.

Tabela 15: Dimensão da população e das amostras

Empresas	População	Amostra Total	Subamostra Construção	Subamostra Validação
Ativas	2041	108	34	74
Insolventes	67	57	34	23
Total	2108	165	68	97

3.8 Definição dos Métodos de Análise dos Dados

De acordo com Kothari (2004), depois de todos os dados essenciais estarem na posse do investigador, é necessário realizar o seu processamento e análise. Segundo o mesmo autor (p. 122), “(...) o processamento implica a edição, codificação, classificação e tabulação dos dados recolhidos”. Após o processamento dos dados, procede-se à sua análise estatística, o que permite averiguar a significância dos dados para que se possa retirar as devidas conclusões.

Na maioria dos estudos académicos e científicos, as técnicas mais usadas na construção de modelos de previsão de insolvência são a análise discriminante e a regressão logística. Desse modo, será definido em que consiste ambas as técnicas, bem como as suas diferenças.

De acordo com Pereira e Patrício (2016, p. 213), “A análise discriminante é utilizada para discriminar entre grupos, analisando dados com uma variável categórica dependente e variáveis de escala intervalar independentes.” Hair *et al.* (2014, p. 232), refere que “A análise discriminante tem ampla aplicação em situações em que o principal objetivo é identificar o grupo ao qual um objeto (por exemplo, pessoa, empresa ou produto) pertence.” Por outro lado, Malhotra (2010, p. 620 e p. 621) refere que o modelo Logit “(...) também denominado de regressão logística (...)” é usado “Quando a variável dependente é binária e há várias variáveis independentes que são métricas ou não métricas (...)”. Field (2009) afirma que a regressão logística permite prever a que determinado grupo um objeto pertence mediante algumas características fornecidas.

Hair *et al.* (2014) e Hosmer e Lemeshow (*cit. in* Hair *et al.*, 2014) enumeram as diferenças entre as duas técnicas:

- Na regressão logística, a variável independente pode ser do tipo quantitativa ou qualitativa, enquanto na análise discriminante só podem ser do tipo quantitativas.
- A análise discriminante permite que a variável dependente inclua mais de dois grupos distintos, ao contrário da regressão logística que é binária, ou seja, só incorpora no máximo dois grupos distintos.
- Na análise discriminante as variáveis independentes têm de apresentar uma distribuição normal multivariada, ao contrário da regressão logística, que não requer esse pressuposto.

- A análise discriminante requer igualdade de dispersão nas matrizes de variância/covariância, enquanto a regressão logística não incorpora esse requisito.
- A análise discriminante requer linearidade entre as variáveis independentes e dependentes, ao invés da regressão logística, que não exige essa condição.
- Na análise discriminante, a amostra deve ter pelo menos 5 observações por cada variável independente e 20 por cada grupo; enquanto a regressão logística o ideal é ter acima de 400 observações.

No presente estudo, o método de análise dos dados a ser utilizado será a análise discriminante, pelo facto de ser uma técnica mais adequada para o presente estudo, uma vez que a regressão logística exige uma amostra demasiado grande e que será mais apropriada para estudos mais complexos, que englobem variáveis independentes categóricas.

No presente estudo utilizou-se o *software* de análise estatística IBM SPSS versão 25 para o tratamento preliminar dos dados, assim como para a análise discriminante.

3.9 Tratamento Preliminar dos Dados

Nesta secção será explicado como foram escolhidos os rácios financeiros a serem incluídos na análise. Com efeito, entre os 40 rácios financeiros inicialmente identificados, é necessário avaliar a sua adequabilidade para a inclusão na análise, de modo a ser obtida a melhor performance possível do modelo. Assim, uma vez calculados os rácios financeiros que constam na Tabela A 1 do Anexo A e que resultam da revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2), revela-se necessário proceder à análise da sua adequabilidade para o estudo. Desta forma, foram inicialmente aplicados os seguintes critérios de exclusão:

i. Rácios financeiros com valor nulo no denominador

Ao calcular os rácios financeiros que constam na Tabela A 1 do Anexo A para as empresas que compõem a amostra, verificou-se que alguns deles apresentaram denominadores iguais a zero. Neste caso, o valor final tende para infinito, o que não permite a sua análise (Banco de Portugal, 2019). Assim, optou-se por eliminar os rácios financeiros para os quais algumas empresas tivessem denominador nulo, como é o caso dos rácios financeiros R10, R13, R18, R24, R37 e R40.

ii. Rácios financeiros com valores negativos no numerador e no denominador

Notou-se ainda que havia empresas com dois rácios financeiros que apresentavam valores negativos tanto no numerador como no denominador para algumas empresas, como é o caso do R30 (Resultado Líquido / Capitais próprios) e do R33 (Resultado antes de Impostos / Capital Próprio). Ora, segundo o Banco de Portugal (2019), para calcular a rentabilidade dos capitais próprios (R30), os capitais próprios devem assumir valores positivos. Uma vez que R33 é um rácio financeiro similar, optou-se por usar este mesmo critério. Como em algumas empresas esse critério não foi atendido, decidiu-se eliminar o rácio financeiro R30, bem como o rácio financeiro R33.

Mais, tendo a análise discriminante sido a técnica estatística selecionada para o presente estudo, há que ter em conta os pressupostos a que obedece. De acordo com Hair *et al.* (2014), os pressupostos da análise discriminante são os seguintes:

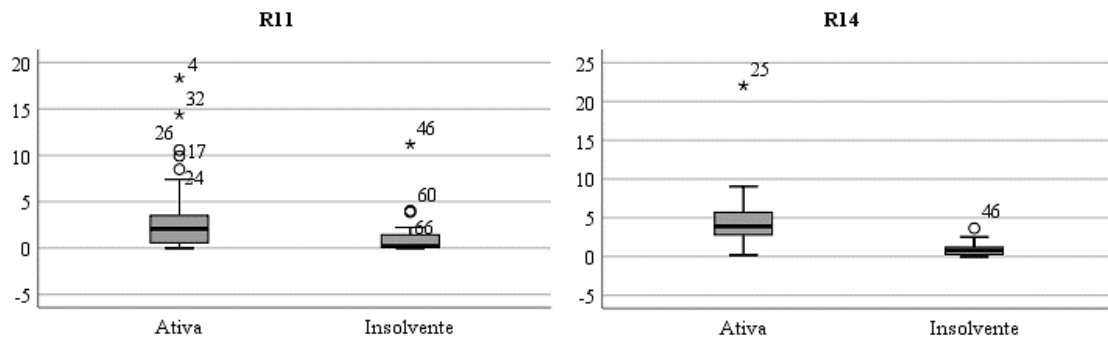
- Linearidade entre as variáveis independentes e dependentes;
- Ausência de *outliers*;
- Variáveis independentes devem ter uma distribuição normal multivariada;
- As variáveis independentes devem conseguir diferenciar os grupos em análise;
- Matrizes de variância/covariância iguais;
- Ausência de multicolinearidade entre as variáveis independentes.

iii. Tratamento de *outliers*

Conforme referido anteriormente, a análise discriminante tem como pressuposto a ausência de *outliers*. Estes podem ser definidos como valores anormais que surgem na análise dos dados, ou seja, são valores que se diferenciam significativamente dos demais e que prejudicam o resultado final (Aggarwal *cit. in* Yang, Rahardja e Fränti, 2021).

Para identificação dos *outliers* foram observados os *boxplots* dos 32 rácios financeiros ainda considerados. A título de exemplo, a Figura 2 mostra os gráficos relativos aos rácios financeiros R11 e R14.

Figura 2: *Boxplots* das observações dos rácios financeiros R11 e R14



Um estudo similar foi conduzido para os restantes rácios financeiros, tendo-se observado que todas as variáveis independentes apresentaram *outliers*, pelo que à semelhança de Santos (2000) optou-se por manter apenas as variáveis com 3 ou menos *outliers*. Por exemplo, observando-se a Figura 2, com referência ao rácio financeiro R11 foram identificados 8 *outliers* pelo que se optou por eliminar o rácio; relativamente ao rácio financeiro R14 com 2 *outliers*, a opção recaiu na sua permanência.

Como é ilustrado e assinalado a cinzento-escuro na Tabela A 2 do Anexo B, apenas os rácios financeiros R2, R5, R7, R8, R9, R14, R16, R17, R23, R25, R27 e R39 cumprem este requisito e serão considerados na análise subsequente.

iv. Verificação da hipótese da normalidade

O segundo pressuposto que deve ser atendido para a utilização da análise discriminante é as variáveis independentes terem uma distribuição normal multivariada. Como o *software* de análise estatística IBM SPSS versão 25 não tem uma ferramenta estatística que permita ajustar a distribuição normal multivariada, será analisada a distribuição normal univariada das variáveis em estudo. Segundo Hair *et al.* (2014), se a distribuição normal univariada se verificar é o que basta para alcançar a distribuição normal multivariada.

Assim, foram realizados os testes de normalidade de *Kolmogorov-Smirnov* com a correlação de significância de *Lilliefors* e de *Shapiro-Wilks* através do *software* de análise estatística IBM SPSS versão 25. Para o presente estudo, apenas será analisado o teste normalidade de *Kolmogorov-Smirnov* com a correlação de significância de *Lilliefors*, uma vez que o teste de normalidade de *Shapiro-Wilks* é mais adequado quando a amostra tem uma dimensão inferior a 30 observações (Maroco, 2003). De acordo com Pereira e

Patrício (2016), o nível de significância deve ser superior a 0,05, rejeitando-se assim, a hipótese alternativa de que as variáveis não seguem uma distribuição normal univariada.

Como se pode observar na Tabela A 3 do Anexo B, os rácios financeiros assinalados a cinzento-escuro são aqueles que apresentam uma distribuição normal univariada para os dois grupos (Ativas/Insolventes) ou para apenas um deles. Os resultados deste teste demonstram que apenas os rácios financeiros R9 e R39 apresentaram distribuição normal univariada para os grupos de empresas ativas e insolventes.

Já o rácio financeiro R23 só apresenta distribuição normal univariada para o grupo das empresas ativas, enquanto os rácios financeiros R14 e R17 apenas cumprem o requisito de normalidade para o grupo das empresas insolventes. Ainda assim, no caso destes 3 rácios financeiros que apenas apresentam distribuição normal univariada para um dos grupos, uma vez que estão disponíveis 34 observações para cada grupo, pode considerar-se a aplicação do teorema do limite central² e que a sua inclusão no estudo não afetará a validade das conclusões.

Assim sendo, a análise prossegue com os rácios financeiros R9, R14, R17, R23 e R39.

v. Diferença de médias entre grupos

O terceiro pressuposto consiste em que variáveis independentes consigam diferenciar os grupos em análise. Por esse motivo, decidiu-se efetuar o teste t para amostras independentes com a finalidade de averiguar quais os rácios financeiros que apresentam diferenças de médias significativas entre o grupo das empresas ativas e o grupo das empresas insolventes.

Segundo Pereira e Patrício (2016), o primeiro teste a ser analisado é o de Levene para igualdade de variâncias. Neste teste, se o nível de significância for superior a 0,05, significa que se rejeita a hipótese alternativa de as variâncias serem diferentes e que o nível de significância para o teste t de igualdade de médias é interpretado na primeira linha, caso contrário, se for inferior a 0,05 significa que se aceita a hipótese alternativa de as variâncias serem diferentes e que o nível de significância para o teste t é interpretado na segunda linha.

² O Teorema do Limite Central refere que se uma variável “(...) tiver distribuição diferente da normal e se se tomar uma grande amostra (...)” então a distribuição da variável será próxima da normal. Geralmente, considera-se que uma amostra é suficientemente elevada quando $n > 30$ (Reis *et al.*, 2018, p. 65).

No que se refere ao teste t para igualdade de médias, se o nível de significância for superior a 0,05 significa que se rejeita a hipótese alternativa de as médias serem diferentes, caso contrário, se for inferior a 0,05 significa que se aceita a hipótese alternativa de as médias serem diferentes (Pereira e Patrício, 2016). Conforme assinalado a cinzento-escuro na Tabela A 4 do Anexo B, os rácios financeiros R14, R17, R23 e R39 têm médias significativamente diferentes, cumprindo assim, este pressuposto.

3.10 Conclusão

Neste capítulo foi descrito o processo metodológico do presente estudo.

Tendo em conta o problema de investigação e os objetivos definidos, escolheu-se o design de investigação causal, de modo a aferir quais os rácios financeiros (causas) que diferenciam uma empresa insolvente de uma empresa ativa da devida indústria (efeito). Constatou-se também, que os dados recolhidos eram do tipo secundário, provenientes do Banco de Portugal (2020) e da base de dados da Informa D&B e que a amostra não-probabilística por julgamento era composta por 108 empresas ativas e 57 empresas insolventes. Já para o método de análise dos dados, escolheu-se a análise discriminante, devido à dimensão da amostra e pelas características das variáveis independentes do presente estudo. Por fim, realizou-se o tratamento preliminar dos dados, de modo a cumprir os requisitos da análise discriminante, bem como de assegurar que a análise dos dados seja possível de realizar. Constatou-se, portanto, que só quatro rácios financeiros cumpriram com os critérios estabelecidos para serem incorporados na análise, sendo eles o R14 ((Disponibilidades + Contas a Receber + Participações financeiras de curto prazo) / Passivo Corrente), o R17 (Fundo de Maneio / Ativo Total), o R23 (Log Ativos Fixos Tangíveis) e o R39 (Vendas / Ativo Total).

No próximo capítulo serão apresentados e discutidos os resultados do presente estudo.

Capítulo IV - Apresentação e Discussão dos Resultados

4.1 Introdução

Neste capítulo serão apresentados e discutidos os resultados do presente estudo. Primeiramente, será efetuado uma caracterização da Indústria do Couro e dos Produtos de Couro, assim como a caracterização da amostra que compõe o estudo. De seguida, será apresentado as estatísticas descritivas relativas aos quatro rácios financeiros que serão usados na construção do modelo para a subamostra de empresas ativas e insolventes. Posteriormente, apresenta-se e interpreta-se a função discriminante, juntamente com o teste M de Box, o teste de igualdade de médias de grupo, a correlação entre as variáveis independentes, o valor próprio, o Lambda de Wilks e o ponto de separação. Por fim, o modelo de previsão de insolvência para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro será validado e comparado com os modelos apresentados na revisão de literatura.

4.2 Caracterização da Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

A Indústria do Couro e dos Produtos de Couro é um setor que se enquadra na CAE 15 e integra o lote de indústrias pertencentes à indústria transformadora. A Classificação Portuguesa das Atividades Económicas Rev.3 foi aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007 e cada uma delas encontra-se descrita no site do Instituto Nacional de Estatística.

Segundo INE (2007, pp. CIX-CXI), a Indústria do Couro e dos Produtos de Couro abarca os seguintes subsetores:

- **CAE 151: Curtimenta e acabamento de peles sem pêlo e com pêlo; Fabricação de artigos de viagem e de uso pessoal, de marroquinaria, de correeiro e de seleiro.**
- **CAE 1511: Curtimenta e acabamento de peles sem pêlo e com pêlo:** Compreende a curtimenta e acabamento de peles naturais sem pêlo e com pêlo e a fabricação de couro reconstituído.
 - **CAE 15111: Curtimenta e acabamento de peles sem pêlo:** Compreende a curtimenta (por meio de substâncias vegetais, minerais ou químicas), serramento e acabamento de todas as espécies de couros e outras peles sem pêlo, gravação e envernizamento do couro. Inclui os couros e peles acamurçados, apergaminhados ou metalizados.

- **CAE 15112: Fabricação de couro reconstituído:** Compreende a fabricação de couro reconstituído (placas, bandas ou tiras) à base de couro ou de fibra de couro.
- **CAE 15113: Curtimenta e acabamento de peles com pêlo:** Compreende as atividades de preparação, curtimenta, tingimento e acabamento de peles com pêlo, naturais ou artificiais.
- **CAE 1512: Fabricação de artigos de viagem de uso pessoal, de marroquinaria, de correio e de seleiro:** Compreende a fabricação de malas de viagem, bolsas, sacos de mão e artigos similares de uso pessoal, artigos de correaria e selaria em couro, couro reconstituído e de sucedâneos do couro. Inclui fabricação de chicotes para cavalos e montaria, pulseiras para relógios e atacadores para calçado e de outros artigos similares nos materiais referidos.
- **CAE 152: Indústria do calçado**
 - **CAE 15201: Fabricação de calçado:** Compreende a fabricação de calçado em diferentes matérias (couro, borracha, plástico, têxteis, madeira, etc.), para todos os fins e qualquer que seja o processo de produção (corte e costura de peças, colagem, montagem, vulcanização, injeção, moldação, etc.). Inclui serviços de acabamento de calçado.
 - **CAE 15202: Fabricação de componentes para calçado:** Compreende a fabricação de partes ou componentes para calçado (solas, partes superiores de calçado, palmilhas, tacões, saltos, contra-fortes, biqueiras, etc.) em couro.

Em termos da dimensão de empresas, conforme ilustrado na Tabela 16, a Indústria do Couro e dos Produtos de Couro é composta, sobretudo, por micro e pequenas empresas que representam, nos anos em análise, mais de metade da totalidade das empresas (Banco de Portugal, 2020).

Tabela 16: Número de empresas da CAE 15 por dimensão

Dimensão	2016	2017	2018	2019
Microempresas	1 255	1 289	1 298	1 270
Pequenas Empresas	849	841	815	771
Médias Empresas	246	244	242	232
Grandes Empresas	13	12	11	12
Total	2 363	2 386	2 366	2 285

Fonte: Banco de Portugal (2020)

A Recomendação da Comissão Europeia (*cit. in* Banco de Portugal, 2019) estipula que os critérios que permitem averiguar a dimensão das empresas são aqueles descritos na Tabela 17.

Tabela 17: Critérios que definem a dimensão das empresas

Dimensão	Nº de Trabalhadores	Volume de Negócios	Balanço total anual
Microempresas	< 10	< 2 milhões de euros	< 2 milhões de euros
Pequenas Empresas	< 50	< 10 milhões de euros	< 10 milhões de euros
Médias Empresas	< 250	< 50 milhões de euros	< 43 milhões de euros
Grandes Empresas	≥ 250	≥ 50 milhões de euros	≥ 43 milhões de euros

Fonte: Recomendação da Comissão Europeia (*cit. in* Banco de Portugal, 2019)

No que se refere à localização, tanto as microempresas como as pequenas empresas da CAE 15 situam a sua sede, sobretudo, na área metropolitana do Porto e na região do Tâmega e Sousa, contendo conjuntamente nos anos em análise, mais de 50% da totalidade das empresas (Banco de Portugal, 2020), como se pode observar na Tabela 18.

Tabela 18: Top 3 das regiões com maior concentração de micro e pequenas empresas da CAE 15

Dimensão	Regiões (NUTS III)	2016	2017	2018	2019
Microempresas	Área metropolitana do Porto	38%	38%	36%	35%
	Tâmega e Sousa	36%	36%	38%	38%
	Ave	11%	12%	12%	11%
Pequenas empresas	Área metropolitana do Porto	42%	39%	38%	39%
	Tâmega e Sousa	36%	38%	39%	38%
	Ave	14%	14%	15%	15%

Fonte: Banco de Portugal (2020)

No que se refere à longevidade (Tabela 19), as microempresas da CAE 15 estão, na sua maioria, ativas há 5 anos ou menos. Mais, o número de empresas ativas há mais de 20 anos é pouco representativo, o que pode indicar dificuldades de sobrevivência no longo prazo. Já na longevidade das pequenas empresas da CAE 15, verifica-se um equilíbrio no número de empresas com maior e menor maturidade (Banco de Portugal, 2020).

Tabela 19: Longevidade das micro e pequenas empresas da CAE 15

Dimensão	Anos	2016	2017	2018	2019
Microempresas	Até 5 anos	673	651	632	574
	De 6 a 10 anos	160	211	235	259
	De 11 a 20 anos	241	247	253	265
	Mais de 20 anos	181	180	178	172
Pequenas empresas	Até 5 anos	246	233	222	180
	De 6 a 10 anos	173	168	156	159
	De 11 a 20 anos	231	240	234	233
	Mais de 20 anos	199	200	203	199

Fonte: Banco de Portugal (2020)

A Tabela 20 faz a associação do volume de negócios com a longevidade das microempresas pertencentes à CAE 15, ficando claro que as microempresas constituídas recentemente têm uma maior representatividade de volume de negócios do que as microempresas antigas, podendo esse fator ficar a dever-se ao grande número de microempresas com 5 ou menos anos inclusive. Por outro lado, as pequenas empresas com mais maturidade são as que detêm maior representatividade de volume de negócios (Banco de Portugal, 2020).

Tabela 20: Percentagem de volume de negócios por longevidade das micro e pequenas empresas da CAE 15

Dimensão	Anos	2016	2017	2018	2019
Microempresas	Até 5 anos	46%	45%	43%	37%
	De 6 a 10 anos	12%	18%	19%	22%
	De 11 a 20 anos	23%	21%	22%	25%
	Mais de 20 anos	20%	16%	16%	17%
Pequenas empresas	Até 5 anos	22%	19%	16%	14%
	De 6 a 10 anos	17%	18%	20%	22%
	De 11 a 20 anos	27%	29%	28%	28%
	Mais de 20 anos	34%	34%	36%	37%

Fonte: Banco de Portugal (2020)

No que diz respeito às compras e vendas das microempresas pertencentes à CAE 15, nota-se que o mercado interno é de extrema importância, tanto para as compras como para as vendas (Banco de Portugal, 2020), como se observa na Tabela 21.

Tabela 21: Compras/Vendas para o mercado interno/externo das microempresas da CAE 15 (em milhares de €)

Compras/Vendas	2016	2017	2018	2019
Compras: Mercado Interno	106 587	121 994	101 775	86 641
Compras: Mercado Externo	8 110	7 172	6 991	7 061
Total	114 697	129 166	108 766	93 702
Vendas: Mercado Interno	133 028	147 050	125 066	117 355
Vendas: Mercado Externo	33 776	34 898	35 521	27 521
Total	166 804	181 948	160 587	144 876

Fonte: Banco de Portugal (2020)

Também as pequenas empresas da CAE 15, à semelhança das microempresas, têm o mercado interno como referência para as suas compras e vendas (Banco de Portugal, 2020), como consta na Tabela 22.

Tabela 22: Compras/Vendas para o mercado interno/externo das pequenas empresas da CAE 15 (em milhares de €)

Compras/Vendas	2016	2017	2018	2019
Compras: Mercado Interno	400 583	402 106	402 708	354 801
Compras: Mercado Externo	67 999	57 641	63 491	52 788
Total	468 582	459 747	466 199	407 589
Vendas: Mercado Interno	466 007	459 773	455 534	391 573
Vendas: Mercado Externo	257 451	255 477	264 025	258 562
Total	723 458	715 250	719 559	650 135

Fonte: Banco de Portugal (2020)

No que se refere ao top 3 das regiões mais vendedoras onde estão presentes micro e pequenas empresas da CAE 15, destaca-se a Área Metropolitana do Porto e a região Tâmega e Sousa, dado que conjuntamente arrecadam mais de 70% das vendas e serviços prestados nos quatro anos em análise (Banco de Portugal, 2020), assim como é ilustrado na Tabela 23.

Tabela 23: Top 3 das regiões com maior concentração de vendas das micro e pequenas empresas da CAE 15

Dimensão	Regiões (NUTS III)	2016	2017	2018	2019
Microempresas	Área Metropolitana do Porto	42%	42%	44%	40%
	Tâmega e Sousa	29%	25%	28%	29%
	Ave	11%	12%	10%	11%
Pequenas empresas	Área Metropolitana do Porto	42%	41%	40%	42%
	Tâmega e Sousa	35%	37%	36%	35%
	Ave	11%	11%	10%	10%

Fonte: Banco de Portugal (2020)

Em questões de empregabilidade, segundo o Banco de Portugal (2020) destaca-se que as micro e pequenas empresas da CAE 15 empregaram conjuntamente mais de 20 000 pessoas durante os anos em análise, o que indica que é um setor que contribui significativamente para a criação de emprego. A Tabela 24 realça ainda que no ano de 2017, se obteve o número mais alto de indivíduos empregados (23 092).

Tabela 24: Número de pessoas empregadas em micro e pequenas empresas da CAE 15

Dimensão	2016	2017	2018	2019
Microempresas	3 995	4 066	4 080	3 886
Pequenas empresas	18 917	19 026	18 379	17 105
Total	22 912	23 092	22 459	20 991

Fonte: Banco de Portugal (2020)

O top 3 das regiões com mais empregabilidade das micro e pequenas empresas pertencentes à CAE 15 é exposto na Tabela 25, em que sobressai a região do Tâmega e Sousa e a Área Metropolitana do Porto, pelo facto de obterem conjuntamente nos anos em análise, mais de 70% da empregabilidade total (Banco de Portugal, 2020).

Tabela 25: Top 3 das regiões com maior concentração de emprego das micro e pequenas empresas da CAE 15

Dimensão	Regiões (NUTS III)	2016	2017	2018	2019
Microempresas	Tâmega e Sousa	38%	36%	38%	39%
	Área Metropolitana do Porto	37%	38%	37%	35%
	Ave	12%	14%	13%	13%
Pequenas empresas	Área Metropolitana do Porto	41%	40%	38%	39%
	Tâmega e Sousa	38%	39%	40%	39%
	Ave	14%	14%	15%	15%

Fonte: Banco de Portugal (2020)

Em suma, a CAE 15 é representada, maioritariamente, por micro e pequenas empresas cuja sua localização se situa, particularmente, na Área Metropolitana do Porto e na região do Tâmega e Sousa. As regiões mencionadas têm ainda a particularidade de serem líderes em empregabilidade, bem como na venda e prestação de serviços. A grande maioria das microempresas da CAE 15 caracterizam-se por terem sido constituídas há 5 ou menos anos, sendo que essa parcela de microempresas contém a maior representatividade de volume de negócios. Já nas pequenas empresas verifica-se um equilíbrio no número de empresas com maior e menor maturidade, embora as pequenas empresas com mais de 20 anos detêm a maior representatividade de volume de negócios. Em termos económicos, as micro e pequenas empresas da CAE 15 têm o mercado nacional como referência, quer a nível de vendas, quer a nível de compras. Por último, enfatiza-se a significativa empregabilidade do setor.

4.3 Caracterização da Amostra

A caracterização da amostra será realizada separadamente para as empresas ativas (n=108) e insolventes (n=57) durante o período de análise, com base na informação recolhida da base de dados da Informa D&B.

Quanto à CAE a 5 dígitos, as empresas ativas que compõem a amostra integram a CAE 15111 (13 empresas), a CAE 15120 (5 empresas), a CAE 15201 (65 empresas) e a CAE 15202 (25 empresas), enquanto as empresas insolventes que compõem a amostra integram a CAE 15113 (1 empresa), CAE 15120 (1 empresa), CAE 15201 (47 empresas) e CAE 15202 (8 empresas).

Em termos de localização, a Tabela 26 evidencia que as empresas ativas e insolventes que compõem a amostra estão localizadas, sobretudo, na Região de Aveiro e na Área Metropolitana Porto, representando conjuntamente mais de 50% da totalidade das empresas (Informa D&B). Comparando com os dados do Banco de Portugal (2020), a grande diferença é a não presença da região do Tâmega e Sousa, onde se encontra uma percentagem significativa de empresas da CAE 15.

Tabela 26: Número de empresas ativas e insolventes por região (NUTS III)

Empresas	AA	Alto Minho	AMP	Beira Baixa	BSE	Cáv.	LdT	Região de Aveiro	Região de Leiria	Total
Ativas	1	3	37	0	0	6	8	49	4	108
% Ativas	1%	3%	34%	0%	0%	6%	7%	45%	4%	100%
Insolventes	0	0	23	1	1	10	0	21	1	57
% Insolventes	0%	0%	40%	2%	2%	18%	0%	37%	2%	100%

Legenda: AA - Alto Alentejo; AMP - Área Metropolitana do Porto; BSE - Beiras e Serra da Estrela; Cáv. - Cávado; LdT - Lezíria do Tejo.

Fonte: Informa D&B

Como se pode observar na Tabela 27, cerca de 56% das empresas ativas estão em atividade há mais de 20 anos e 32% entre 11 a 20 anos, o que leva a concluir que a amostra é composta, maioritariamente, por empresas com bastante maturidade. No que se refere às empresas insolventes, 61% das empresas que compõem a amostra têm uma maturidade superior a 11 anos. Por sua vez, as empresas com uma maturidade igual ou inferior a 5 anos representam apenas 5% do total (Informa D&B). Em comparação com os dados do Banco de Portugal (2020), verifica-se o oposto do que foi referido anteriormente, com a amostra a ser composta por empresas com grande maturidade.

Tabela 27: Número de empresas ativas e insolventes por longevidade

Empresas	Até 5 anos	De 6 a 10 anos	De 11 a 20 anos	Mais de 20 anos	Total
Ativas	2	11	35	60	108
% Ativas	2%	10%	32%	56%	100%
Insolventes	3	19	23	12	57
% Insolventes	5%	33%	40%	21%	100%

Fonte: Informa D&B

Quanto ao volume de negócios, a Tabela 28 evidencia que a larga maioria das empresas ativas que compõe a amostra tem um volume de negócios inferior a 2 500 000€, enquanto apenas 6% tem um volume de negócios superior a 5 000 000€. Já empresas insolventes (cerca de 98%) que compõem a amostra têm um volume de negócios inferior a 2 500 000€ (Informa D&B).

Tabela 28: Número de empresas ativas e insolventes por volume de negócios (em €)

Empresas	Até 2 500 000	De 2 500 001 a 5 000 000	De 5 000 001 a 7 500 000	De 7 500 001 a 10 000 000	Total
Ativas	76	26	5	1	108
% Ativas	70%	24%	5%	1%	100%
Insolventes	56	0	0	1	57
% Insolventes	98%	0%	0%	2%	100%

Fonte: Informa D&B

Relativamente ao número de funcionários das empresas ativas, destaca-se que 26% das empresas têm entre 21 a 30 funcionários e que apenas 11% das empresas têm menos de 10 funcionários. No que diz respeito ao número de funcionários das empresas insolventes que compõem a amostra, salienta-se que 32 % das empresas têm entre 11 a 20 funcionários e que apenas 5% das empresas têm entre 41 a 50 funcionários (Informa D&B), assim como ilustrado na Tabela 29.

Tabela 29: Número de empresas ativas e insolventes por funcionários

Empresas	Até 10	De 11 a 20	De 21 a 30	De 31 a 40	De 41 a 50	Total
Ativas	12	20	28	27	21	108
% Ativas	11%	19%	26%	25%	19%	100%
Insolventes	16	18	11	9	3	57
% Insolventes	28%	32%	19%	16%	5%	100%

Fonte: Informa D&B

Em suma, face à caracterização das regiões NUTS III e da longevidade das empresas, pode concluir-se que a amostra não corresponde às características da população exposta nos dados do Banco de Portugal (2020), nomeadamente, por não haver empresas localizadas na região do Tâmega e Sousa e pelo facto de a maioria das empresas ter bastante maturidade.

Estatísticas descritivas dos dados incorporados na análise

Na Tabela 30 apresentam-se as estatísticas descritivas dos rácios financeiros das empresas usadas na construção do modelo. Como pode ser observado, as médias apresentadas têm uma diferença substancial das empresas ativas para as empresas insolventes em todos os rácios financeiros, o que corrobora aquilo que foi explicado na metodologia (subcapítulo 3.9). É ainda apresentado o desvio padrão, a mediana, o mínimo e o máximo.

Tabela 30: Estatísticas descritivas dos rácios financeiros que compõem a função discriminante

Empresas	Média	Desvio padrão	Mediana	Mínimo	Máximo
Ativas					
Construção					
R14	4,637	3,753	3,898	0,180	22,040
R17	0,613	0,216	0,643	-0,241	0,847
R23	5,376	0,427	5,422	4,490	6,095
R39	0,887	0,376	0,818	0,101	2,187
Insolventes					
Construção					
R14	0,875	0,737	0,823	-0,004	3,653
R17	0,002	0,493	0,048	-2,109	0,730
R23	4,442	0,688	4,442	2,468	5,753
R39	1,448	0,838	1,385	0,036	3,548

De modo a ter uma informação mais detalhada, a Tabela A 5, a Tabela A 6 e a Tabela A 7 do Anexo C mostram o balanço e demonstração dos resultados médios das empresas usadas na construção do modelo, bem como o valor médio de todos os rácios financeiros calculados a partir das demonstrações financeiras.

4.4 Modelo de Previsão de Insolvência

Através da amostra de 34 empresas ativas e 34 empresas insolventes para os rácios financeiros que cumpriram os pressupostos da análise discriminante (R14, R17, R23 e R39) é estimada a função discriminante, que representa o modelo de previsão de insolvência para as empresas da Indústria do Couro e dos Produtos de Couro.

Teste M de Box

Antes da apresentação da função discriminante, existe a necessidade de verificar o pressuposto da igualdade das matrizes de variância/covariância recorrendo-se ao teste M de Box. De acordo com Hair *et al.* (2014), o nível de significância deve ser superior a 0,05, de forma a se rejeitar a hipótese alternativa de as matrizes de variância/covariância serem diferentes.

Na Tabela 31 verifica-se que o nível de significância é inferior a 0,05, o que leva a aceitar a hipótese alternativa de as matrizes de variância/covariância serem diferentes. Ainda assim, conforme argumentado pelos mesmo autores, outros fatores interferem com o resultado do teste M de Box, sendo por isso aceitável prosseguir com a análise.

Tabela 31: Teste M de Box

Resultados do teste		
M de Box		154,264
Z	Aprox.	14,414
	df1	10
	df2	20825,498
	Sig.	0,000
Testa hipótese nula de matrizes de covariâncias de população igual.		

Teste de igualdade de médias de grupo

À semelhança do que se tinha verificado na Tabela A 4 do Anexo B, as variáveis independentes incorporadas na análise tem níveis de significância inferiores a 0,05, o que significa que se aceita a hipótese alternativa de diferenciação de médias entre os grupos de empresas ativas e empresas insolventes, assim como é ilustrado na Tabela 32.

Tabela 32: Teste de igualdade de médias de grupo

	Lambda de Wilks	Z	df1	df2	Sig.
R14	0,668	32,872	1	66	0,000
R17	0,602	43,634	1	66	0,000
R23	0,594	45,164	1	66	0,000
R39	0,839	12,665	1	66	0,001

Correlação entre as variáveis independentes

Para a execução da análise discriminante, outros dos pressupostos a ser cumprido é a ausência de multicolinearidade. Assim como é ilustrado na Tabela 33, as variáveis independentes têm uma correlação muito fraca entre si, logo o pressuposto é cumprido.

Tabela 33: Correlação entre as variáveis independentes

		R14	R17	R23	R39
Correlação	R14	1,000	0,308	-0,158	-0,106
	R17	0,308	1,000	-0,141	0,063
	R23	-0,158	-0,141	1,000	0,142
	R39	-0,106	0,063	0,142	1,000

Método Stepwise

O método Stepwise foi usado para selecionar ou eliminar as variáveis independentes com a finalidade de formar o modelo com maior poder discriminatório (Hair *et al.*, 2014). Pese embora o mesmo autor recomende o método de Mahalanobis D2 para estimar a função discriminante sempre que se use o método Stepwise, optou-se por usar o método de Lambda Wilks, uma vez que nenhuma variável independente é excluída, o que seria igual caso se aplicasse o método simultâneo.

Conforme é ilustrado na Tabela 34, todas as variáveis inseridas apresentam níveis de significância inferiores a 0,05, o que leva a aceitar a hipótese alternativa de as variáveis conseguirem diferenciar o grupo das empresas ativas das empresas insolventes.

Tabela 34: Método Stepwise

Variáveis Inseridas/Removidas^{a,b,c,d}									
Lambda de Wilks									
Passo	Inseridas	Estatística	df1	df2	df3	F exato			Sig.
						Estatística	df1	df2	
1	R23	0,594	1	1	66	45,164	1	66	0,000
2	R17	0,390	2	1	66	50,932	2	65	0,000
3	R39	0,335	3	1	66	42,261	3	64	0,000
4	R14	0,307	4	1	66	35,589	4	63	0,000
Em cada passo, a variável que minimiza o Lambda de Wilks geral é inserida.									
a. O número máximo de etapas é 8.									
b. O F parcial mínimo a ser inserido é 3.84.									
c. O F parcial máximo a ser removido é 2.71.									
d. Nível f, tolerância ou VIN insuficiente para cálculos adicionais.									

Na Tabela 35 é apresentado as variáveis na análise e um dos pontos que deve ser analisado é a tolerância. Quanto maior o valor da tolerância, menor os níveis de multicolinearidade entre as variáveis independentes (Hair *et al.*, 2014) Como pode ser observado os níveis de tolerância são elevados, o que indica uma fraca correlação entre as variáveis, corroborando assim, os resultados expressos na Tabela 33.

Tabela 35: Variáveis na análise

Passo		Tolerância	F a ser removido	Lambda de Wilks
1	R23	1,000	45,164	
2	R23	0,980	35,452	0,602
	R17	0,980	34,070	0,594
3	R23	0,957	36,334	0,526
	R17	0,973	31,421	0,500
	R39	0,973	10,318	0,390
4	R23	0,947	35,927	0,482
	R17	0,884	14,706	0,378
	R39	0,960	7,194	0,342
	R14	0,880	5,889	0,335

Valor próprio

O teste valor próprio evidencia a correlação canônica, em que o modelo explica 83,3% da variação da variável dependente, conforme consta na Tabela 36.

Tabela 36: Valor próprio

Função	Valor Próprio	% de variância	% cumulativa	Correlação canônica
1	2,260 ^a	100,0	100,0	0,833

a. As primeiras 1 funções discriminantes canônicas foram usadas na análise.

Lambda de Wilks

Já o Lambda de Wilks avalia se a função discriminante contribui significativamente para a diferenciação dos grupos (Pereira e Patrício, 2016). Como seria de esperar pelos resultados obtidos anteriormente (Tabela 34), o nível de significância é inferior a 0,05, ou seja, aceita-se a hipótese alternativa de que a função discriminante consegue diferenciar o grupo das empresas ativas do grupo das empresas insolventes, conforme consta na Tabela 37.

Tabela 37: Lambda de Wilks

Teste de funções	Lambda de Wilks	Qui-quadrado	df	Sig.
1	0,307	75,623	4	0,000

Função discriminante

No presente estudo decidiu-se optar pela função discriminante não estandardizada, uma vez que os seus coeficientes têm melhor desempenho na distinção dos grupos em análise e, também, pelo facto de os coeficientes não se relacionarem. Por outro lado, a função discriminante estandardizada tem a desvantagem de os seus coeficientes se relacionarem entre si (Reis, 1997). Ainda assim, na Tabela 38 é apresentada a função discriminante canônica não estandardizada e a função discriminante canônica estandardizada.

Tabela 38: Coeficientes da função discriminante

	Coeficientes não estandardizados	Coeficientes estandardizados
R14	0,138	0,374
R17	1,457	0,556
R23	1,298	0,744
R39	-0,604	-0,392
(Constante)	-6,499	

Assim, a função discriminante com base nos coeficientes não estandardizados é ilustrada na Eq. (14):

$$Z = - 6,499 + 0,138 \cdot R14 + 1,457 \cdot R17 + 1,298 \cdot R23 - 0,604 \cdot R39 \quad (14)$$

Onde:

R14 = (Disponibilidades + Contas a Receber + Participações Financeiras de Curto Prazo) / Passivo Corrente

R17 = Fundo de Maneio / Ativo Total

R23 = Log Ativos Fixos Tangíveis

R39 = Vendas / Ativo Total

Ponto de separação

O ponto de separação é o que divide o grupo das empresas ativas das empresas insolventes. Quando ambos os grupos têm a mesma dimensão de amostra, que é o caso, o seu cálculo é efetuado pelo centroide das Ativas mais o centroide das Insolventes a dividir por 2 (Hair *et al.*, 2014). A Tabela 39 ilustra os valores dos centroides.

Tabela 39: Centroides

Estado	Valores
Ativa	1,481
Insolvente	-1,481
Funções discriminantes canônicas não padronizadas avaliadas em médias de grupo	

Desta forma, o ponto de separação é ilustrado na Eq. (15):

$$Z = [1,481 + (-1,481)] / 2 = 0 \quad (15)$$

Ou seja, os resultados acima de 0 indicam que a empresa é potencialmente solvente e os resultados abaixo de 0 significam que a empresa é potencialmente insolvente.

Classificação dos resultados

Na Tabela 40 é ilustrado que a função discriminante classifica corretamente 97,1% dos casos em análise.

Tabela 40: Classificação dos resultados

	Estado	Associação ao grupo prevista		Total	
		Ativa	Insolvente		
Original	Contagem	Ativa	34	0	34
		Insolvente	2	32	34
	%	Ativa	100,0	0,0	100,0
		Insolvente	5,9	94,1	100,0

a. 97,1% de casos agrupados originais classificados corretamente.

Porém, conforme foi referido na metodologia (subcapítulo 3.7), estes resultados podem estar enviesados e, por esse motivo, a validação do modelo será efetuada através de uma *holdout sample*.

4.5 Interpretação da Função Discriminante

Uma vez que os rácios financeiros R14, R17, R23 e R39 fazem parte da função discriminante, procede-se agora à interpretação dos seus coeficientes:

R14 = (Disponibilidades + Contas a Receber + Participações Financeiras de Curto Prazo) / Passivo corrente

Trata-se de um rácio financeiro de solvabilidade que mede a capacidade das empresas em fazer face aos seus compromissos de curto prazo. Tendo sinal positivo no modelo, quanto maior for o seu valor, menor é a probabilidade de uma empresa se tornar insolvente. À semelhança do modelo de Zavgren (1985), já seria de esperar que este rácio financeiro assumisse um sinal positivo no modelo desenvolvido no estudo, uma vez que numa empresa ativa o somatório dos valores das rubricas expressas no numerador tem tendência a cobrir ou a ser maior que o passivo corrente, indicando que a empresa tem um bom grau de solvabilidade.

R17 = Fundo de Maneio / Ativo Total

Constitui um rácio financeiro de liquidez e de dimensão. Uma das formas de cálculo do fundo de maneio é o ativo corrente menos o passivo corrente. Quanto menor for o lucro operacional de uma empresa, menor será a representatividade do ativo corrente perante o ativo total (Altman, 1968). Como se previa, tal como no modelo de Altman (1968) e de Springate (1978), este rácio financeiro apresenta um sinal positivo no modelo desenvolvido no estudo, o que indica que quanto maior for o seu valor, menor é a probabilidade de uma empresa se tornar insolvente.

R23 = Log Ativos Fixos Tangíveis

Consiste num indicador de dimensão. Como se previa, à semelhança do que se verificou no modelo de Fulmer *et al.* (1984), o indicador R23 assume um sinal positivo, ou seja, quanto maior for o seu valor, menor é a probabilidade de a empresa vir a entrar em insolvência. A degradação dos ativos fixos tangíveis pode indicar que a empresa pode estar a iniciar o processo de liquidação, o que corrobora o que anteriormente foi referido.

R39 = Vendas / Ativo Total

Trata-se de rácio financeiro de atividade. Segundo Fernandes *et al.* (2019, p. 109), “A rotação do ativo total mede o nível de vendas gerado pelo investimento realizado pela empresa (...)”. À semelhança do modelo de Altman (1968), do modelo de Springate (1978), do modelo de Fulmer *et al.* (1984) e do modelo de CA-Score (1987), perspectivava-se que este rácio financeiro apresentasse um sinal positivo, o que não se sucedeu. O rácio financeiro R39 apresentou um sinal negativo no modelo desenvolvido no estudo, o que indica que quanto maior for o seu valor, maior é a probabilidade de se tornar insolvente. Esta aparente incoerência pode relacionar-se com o facto de este rácio financeiro ter tido a particularidade da média do grupo das empresas insolventes ter sido superior à do grupo das empresas ativas, assim como se pode observar na Tabela 41.

Tabela 41: Média do rácio financeiro R39 - Vendas / Ativo Total

	Estado	N	Média
R39	Ativa	34	0,887
	Insolvente	34	1,448

Com efeito, a possível degradação do ativo total nas empresas insolventes, pode implicar que a rotação do ativo assuma valores elevados. Assim, como a média das empresas insolventes é superior à das empresas ativas, o sinal do rácio financeiro R39 é negativo.

4.6 Validação do Modelo

Após a obtenção da função discriminante que melhor “discrimina” os grupos das empresas ativas do grupo das empresas insolventes pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro, importa agora proceder à sua validação para os anos N-1 (2018), N-2 (2017) e N-3 (2016). Assim sendo, recorreu-se à *holdout sample* constituída por 74 empresas ativas e 23 empresas insolventes para a validar o modelo. Adicionalmente, usou-se a mesma amostra para aplicação dos modelos descritos na revisão de literatura, por forma a comparar os graus de assertividade.

Antes de proceder à sua validação, importa referir que existiu a necessidade de aplicar alguns critérios que constam na metodologia (subcapítulo 3.9), uma vez que havia empresas em que era impossível a sua aplicação em alguns modelos devido aos valores que os rácios financeiros assumiram. A diferença é que na amostra de construção foram eliminados os rácios financeiros, enquanto na amostra de validação são excluídas as empresas. Assim, os critérios aplicados foram:

- Exclusão das empresas cujo rácios financeiros obtivessem valores nulos no denominador;
- Exclusão das empresas que tivessem um capital próprio negativo para os rácios financeiros R30 e R33;
- Exclusão das empresas cujo rácios financeiros R23 e R24 obtivessem valores nulos ou negativos no logaritmo.

Na Tabela 42 é apresentado o total de empresas ativas usadas na validação dos modelos, após a aplicação dos critérios acima referidos. Verificou-se que foram usadas todas as empresas ativas disponíveis da amostra de validação, exceto para o modelo desenvolvido no estudo no ano N-3 e para os modelos de Fulmer *et al.* (1984), Zavgren (1985) e Sanvicente e Minardi (1998) para os anos N-1, N-2 e N-3.

Tabela 42: Total de empresas ativas usadas na validação dos modelos

Modelos	Empresas Ativas					
	N-1 (2018)		N-2 (2017)		N-3 (2016)	
	Excluídas	Total	Excluídas	Total	Excluídas	Total
<i>Own Research</i>	0	74	0	74	1	73
Altman (2013)	0	74	0	74	0	74
Chesser (1974)	0	74	0	74	0	74
Elizabetsky (1976)	0	74	0	74	0	74
Kanitz (1978)	0	74	0	74	0	74
Springate (1978)	0	74	0	74	0	74
Fulmer <i>et al.</i> (1984)	9	65	13	61	13	61
Zavgren (1985)	1	73	1	73	1	73
CA-Score (1987)	0	74	0	74	0	74
Sanvicente, Minardi (1998)	4	70	5	69	5	69

Já a Tabela 43 evidencia o total de empresas insolventes usadas na validação dos modelos, após a exclusão das empresas que não atendiam aos critérios definidos. Constatou-se que foram usadas todas as empresas insolventes disponíveis da amostra de validação, exceto para o modelo de Chesser (1974) para os anos N-1 e N-3, para o modelo de Elizabetsky (1976) para o ano N-3 e para os modelos de Kanitz (1978), Fulmer *et al.* (1984), Zavgren (1985) e Sanvicente e Minardi (1998) para os anos N-1, N-2 e N-3.

Tabela 43: Total de empresas insolventes usadas na validação dos modelos

Modelos	Empresas Insolventes					
	N-1 (2018)		N-2 (2017)		N-3 (2016)	
	Excluídas	Total	Excluídas	Total	Excluídas	Total
<i>Own Research</i>	0	23	0	23	0	23
Altman (2013)	0	23	0	23	0	23
Chesser (1974)	1	22	0	23	1	22
Elizabetsky (1976)	0	23	0	23	1	22
Kanitz (1978)	13	10	4	19	3	20
Springate (1978)	0	23	0	23	0	23
Fulmer <i>et al.</i> (1984)	17	6	11	12	12	11
Zavgren (1985)	6	17	5	18	6	17
CA-Score (1987)	0	23	0	23	0	23
Sanvicente, Minardi (1998)	5	18	5	18	5	18

Após a aplicação dos critérios, procedeu-se então à validação dos modelos. Na Tabela 44 é ilustrado a percentagem de acerto dos modelos para as empresas ativas para os anos de N-1 (2018), N-2 (2017) e N-3 (2016). Como pode ser observado, houve três modelos que nos três anos em análise obtiveram sempre uma percentagem de acertos superior ao do

modelo desenvolvido no presente estudo, nomeadamente, o de Kanitz (1978), o de Fulmer *et al.* (1984) e o de Sanvicente e Minardi (1998). Por outro lado, o modelo de Springate (1978) apresenta uma percentagem de assertividade superior ao do modelo desenvolvido no estudo apenas para o ano N-3 (2016).

Tabela 44: Precisão dos modelos para a amostra de empresas ativas

Modelos	Empresas Ativas					
	N-1 (2018)		N-2 (2017)		N-3 (2016)	
	Certas	Erradas	Certas	Erradas	Certas	Erradas
<i>Own Research</i>	77%	23%	77%	23%	70%	30%
Altman (2013)	23%	77%	19%	81%	27%	73%
Chesser (1974)	70%	30%	61%	39%	59%	41%
Elizabetsky (1976)	4%	96%	4%	96%	7%	93%
Kanitz (1978)	100%	0%	100%	0%	97%	3%
Springate (1978)	68%	32%	73%	27%	72%	28%
Fulmer <i>et al.</i> (1984)	91%	9%	92%	8%	90%	10%
Zavgren (1985)	32%	68%	53%	47%	1%	99%
CA-Score (1987)	1%	99%	3%	97%	3%	97%
Sanvicente, Minardi (1998)	83%	17%	87%	13%	87%	13%

No que se refere à validação das empresas insolventes, nos três anos analisados apenas os modelos de Elizabetsky (1976), CA-Score (1987) e Sanvicente e Minardi (1998) apresentaram sempre percentagens de assertividade iguais ou superiores ao do modelo desenvolvido no presente estudo. Já o modelo de Chesser (1974) apenas apresentou uma capacidade de acerto superior para o ano N-3, enquanto o modelo de Zavgren (1985) apenas foi superior nos anos N-1 e N-3, conforme consta na Tabela 45.

Tabela 45: Precisão dos modelos para a amostra de empresas insolventes

Modelos	Empresas Insolventes					
	N-1 (2018)		N-2 (2017)		N-3 (2016)	
	Certas	Erradas	Certas	Erradas	Certas	Erradas
<i>Own Research</i>	83%	17%	78%	22%	70%	30%
Altman (2013)	52%	48%	22%	78%	26%	74%
Chesser (1974)	77%	23%	74%	26%	73%	27%
Elizabetsky (1976)	96%	4%	96%	4%	100%	0%
Kanitz (1978)	20%	80%	11%	89%	25%	75%
Springate (1978)	74%	26%	65%	35%	65%	35%
Fulmer <i>et al.</i> (1984)	17%	83%	67%	33%	27%	73%
Zavgren (1985)	88%	12%	56%	44%	94%	6%
CA-Score (1987)	87%	13%	91%	9%	91%	9%
Sanvicente, Minardi (1998)	83%	17%	83%	17%	72%	28%

Após a análise da Tabela 44 e da Tabela 45 verificou-se que o modelo desenvolvido no presente estudo tem uma boa capacidade preditiva em comparação com os restantes modelos, sendo que o modelo de Sanvicente e Minardi (1998) é o único que apresenta percentagens de assertividade superiores, tanto na amostra de empresas ativas como na amostra de empresas insolventes em todos os anos em análise. Além disso, houve modelos que só apresentaram níveis elevados de assertividade numa das amostras, como é o caso dos modelos de Kanitz (1978) e de Fulmer *et al.* (1984), que apresentaram percentagens de assertividade elevadas na amostra de empresas ativas, mas que na amostra de empresas insolventes apresentaram uma baixa capacidade preditiva. Já os modelos de Elizabetzky (1976), Zavgren (1985) e CA-Score (1987) demonstraram ter percentagens elevadas de assertividade na amostra de empresas insolventes, o que não se verificou na amostra de empresas ativas.

De seguida, será efetuada uma análise a cada modelo, por forma a entender os resultados expressos na Tabela 44 e na Tabela 45. Por forma a facilitar a análise, serão novamente expostas as tabelas dos modelos de previsão de insolvência que constam na revisão da literatura (subcapítulo 2.5.2), sendo a discussão complementada com a análise do balanço médio, demonstração dos resultados médios e rácios financeiros médios das empresas usadas para validar o modelo, que constam da Tabela A 8, Tabela A 9 e Tabela A 10 do Anexo D.

Modelo de Altman (2013)

Tabela 46: Modelo de previsão de insolvência de Altman (2013)

Função discriminante:		
$Z\text{-Score} = 0,717 \cdot X_1 + 0,847 \cdot X_2 + 3,107 \cdot X_3 + 0,420 \cdot X_4 + 0,998 \cdot X_5$		(16)
X₁	Fundo de Maneio / Ativo Total	R17*
X₂	Lucros Retidos / Ativo Total	R25
X₃	Resultados Operacionais / Ativo Total	R36
X₄	Capital Próprio / Passivo Total	R8
X₅	Vendas / Ativo Total	R39*

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Altman (2013)

Neste caso, Altman (2013) afirma que se uma empresa obtiver um *Z-Score* acima 2,9, integra o grupo de empresas potencialmente solventes. Se uma empresa apresentar um *Z-Score* abaixo de 1,23, integra o grupo de empresas potencialmente insolventes. Por fim, se uma empresa apresentar um resultado entre 1,23 e 2,9, é incerto se integra o grupo de

empresas potencialmente insolventes ou solventes, com o autor a classificar de “zona cinzenta”.

O modelo de Altman (2013) foi dos que apresentou pior capacidade preditiva na amostra de empresas ativas (Tabela 44), bem como na amostra de empresas insolventes (Tabela 45) para os três anos. Começando a análise pela amostra de empresas ativas, pode constatar-se que os rácios financeiros X4 e X5 foram os que tiveram grande influência na assertividade do modelo. Estes dois rácios financeiros, sempre que assumiram valores elevados o modelo classificava as empresas corretamente, caso contrário, o modelo classificava incorretamente. Outro fator a realçar é o rácio financeiro X3, por ser o que tem um coeficiente positivo associado com mais peso na função discriminante. Analisando os valores deste rácio financeiro, observou-se que o valor do ativo era muito superior aos resultados operacionais, o que originou a formação de valores muito baixos para este rácio financeiro, contribuindo muito pouco para o Z-Score. Deste modo, as empresas ativas que foram classificadas corretamente tiveram valores elevados nos rácios financeiros X4 e X5.

No que diz respeito à amostra de empresas insolventes, destaca-se os rácios financeiros X1, X3 e X4. Estes rácios financeiros tem a particularidade de poderem assumir valores negativos, contribuindo assim, para a formação de um menor Z-Score e para uma maior assertividade do modelo neste tipo de amostra. Neste caso, sempre que uma empresa foi classificada como insolvente, estes rácios financeiros, na grande maioria das vezes, apresentaram valores negativos.

Outro dado interessante a destacar, é o rácio financeiro X5, que registou valores elevados na amostra de empresas insolventes. O facto de as vendas terem apresentado valores mais altos que o ativo total fez com este rácio financeiro assumisse valores elevados, levando assim, a um aumento do resultado da função discriminante. Mais, este rácio financeiro é o segundo com mais peso na função discriminante, ou seja, quanto maior for o seu valor, menor é a probabilidade de a empresa se tornar insolvente. Assim, pode-se concluir que o rácio financeiro X5 foi o principal responsável para baixa percentagem de acertos para este tipo de amostra.

Modelo de Chesser (1974)

Tabela 47: Modelo de previsão de insolvência de Chesser (1974)

Função logística:		
$P = 1/(1 + e^{-(2,0434 - 5,24 \cdot X_1 + 0,0053 \cdot X_2 - 6,6507 \cdot X_3 + 4,4009 \cdot X_4 - 0,0791 \cdot X_5 - 0,1021 \cdot X_6)})$		(17)
X ₁	Disponibilidades / Ativo Total	R12
X ₂	Vendas / Disponibilidades	R40
X ₃	Resultados Operacionais / Ativo Total	R36
X ₄	Passivo Total / Ativo Total	R27
X ₅	Ativo não Corrente / Capital Próprio	R4
X ₆	Fundo de Maneio / Vendas	R19

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Chesser (*cit. in* Mackevičius e Silvanavičiūtė, 2006)

Chesser (*cit. in* Mackevičius e Silvanavičiūtė, 2006) refere que se o resultado de P for superior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes, caso contrário, se o resultado de P for igual ou inferior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente solventes.

O modelo de Chesser (1974) apresentou uma maior percentagem de acertos na amostra de empresas insolventes do que na amostra de empresas ativas. De salientar, que para a amostra de empresas ativas nos modelos logísticos, quanto maior for o valor do exponencial, menor será o valor de P e, conseqüentemente, maior percentagem de assertividade terá o modelo. Já para as amostras de empresas insolventes, quanto menor for o valor do exponencial, maior será o valor de P e, conseqüentemente, maior percentagem de assertividade terá o modelo.

Analisando, primeiramente, a amostra de empresas ativas, verificou-se que o rácio financeiro X₂ apresentou um valor elevado sempre que uma empresa não era classificada corretamente. Como este rácio financeiro assume um coeficiente com sinal negativo, isso significa que quanto maior for o seu valor, menor será o valor do exponencial e maior será o valor de P . O rácio financeiro X₄ apesar de não apresentar valores muito elevados, notou-se que nos maiores valores assumidos, na maioria das vezes, correspondia à classificação incorreta, podendo ficar a dever-se ao facto de o valor do seu coeficiente ser elevado. Assim, os rácios financeiros X₂ e X₄ foram os rácios financeiros responsáveis por haver erros de classificação neste tipo de amostra. Além disso, os rácios financeiros X₁ e X₃ foram os que mais contribuíram para a assertividade do modelo, devido aos seus coeficientes positivos elevados, embora os valores assumidos não tenham sido altos.

No que diz respeito à amostra de empresas insolventes, a análise é muito similar. De salientar apenas que os rácios financeiros X2 e X4 assumiram sempre valores muito elevados, o que contribuiu de forma significativa para o grau de assertividade neste tipo de amostra, em especial, no ano N-3.

Modelo de Elizabetsky (1976)

Tabela 48: Modelo de previsão de insolvência de Elizabetsky (1976)

Função discriminante:		
$Y = 1,93 \cdot X_1 - 0,21 \cdot X_2 + 1,02 \cdot X_3 + 1,33 \cdot X_4 - 1,13 \cdot X_5$		(18)
X1	Resultado Líquido / Vendas	R31
X2	Disponibilidades / Ativo não Corrente	R11
X3	Contas a Receber / Ativo Total	R9
X4	Inventário / Ativo Total	R20
X5	Passivo Corrente / Ativo Total	R26

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Elizabetsky (*cit. in* Rezende, Farias e Oliveira, 2013)

Elizabetsky (*cit. in* Rezende, Farias e Oliveira, 2013) afirma que as empresas que obtenham um Y com valores inferiores a 0,5 são identificadas como potencialmente insolventes, enquanto se os valores forem acima de 0,5 as empresas são identificadas como potencialmente solventes.

Conforme foi referido anteriormente, o modelo de Elizabetsky (1976) evidenciou altos níveis de assertividade para a amostra de empresas insolventes e uma fraca capacidade preditiva para a amostra de empresas ativas. Focando na amostra de empresas ativas, o rácio financeiro X1 é um dos responsáveis pela baixa assertividade do modelo. Em primeiro lugar, é o rácio financeiro cujo coeficiente mais contribui para a função discriminante, mas os valores assumidos são muito baixos. Em segundo lugar, é um rácio financeiro que pode assumir valores negativos, o que acontece em alguns casos. Outro fator que contribui para a baixa percentagem de assertividade é o rácio financeiro X5, dado que tem um coeficiente negativo elevado e pelo facto de os valores assumidos não serem muito baixos. Já os rácios financeiros X3 e X4 também apresentaram valores muito reduzidos.

No que se refere à amostra de empresas insolventes, os rácios financeiros preponderantes na assertividade do modelo foram os mesmos que tinham prejudicado a capacidade preditiva na amostra de empresas ativas, em especial o rácio financeiro X5 que apresentou valores muito elevados.

Note-se que, como referido na revisão da literatura (subcapítulo 2.5.2), Elizabetsky (1976) direcionou o modelo para a indústria da confecção. Conforme ilustrado nas Tabela 44 e Tabela 45, este modelo só apresenta uma elevada percentagem de assertividade na amostra de empresas insolventes, o que indica que este modelo só tem apetências para classificar corretamente as empresas insolventes. Assim, o facto de este modelo se ter baseado na indústria da confecção, pode ter interferido com a sua assertividade.

Modelo de Kanitz (1978)

Tabela 49: Modelo de previsão de insolvência de Kanitz (1978)

Função discriminante:		
$FI = 0,05 \cdot X_1 + 1,65 \cdot X_2 + 3,55 \cdot X_3 - 1,06 \cdot X_4 - 0,33 \cdot X_5$		
(19)		
X₁	Resultado Líquido / Capital Próprio	R30
X₂	Ativo Total / Passivo Total	R5
X₃	(Ativo Corrente – Inventários) / Passivo Corrente	R1
X₄	Ativo Corrente / Passivo Corrente	R3
X₅	Passivo Total / Capital Próprio	R28

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Kanitz (*cit. in* Fernandes *et al.*, 2019)

Kanitz (*cit. in* Fernandes *et al.*, 2019) considera que se uma empresa obtiver um *FI* abaixo de -3, pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes. Se uma empresa apresentar um *FI* acima de 0, pertence ao grupo de empresas potencialmente solventes. Por fim, se uma empresa apresentar um resultado entre -3 e 0, é incerto se pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes ou solventes, com o autor a classificar de “penumbra”.

Como foi referido anteriormente, o modelo de Kanitz (1978) teve a particularidade de apresentar uma alta percentagem de acertos nas empresas ativas e uma baixa percentagem de acertos para as empresas insolventes. Analisando, em primeira instância, a amostra de empresas ativas, evidenciou-se que os rácios financeiros X₂ e X₃ foram cruciais para o resultado do FI, uma vez que apresentavam valores elevados. Além disso, estes dois rácios financeiros têm a particularidade de terem os coeficientes positivos associados com mais peso na função discriminante. Assim, como estes dois rácios financeiros têm valores e coeficientes elevados, levou a que tivessem um grande impacto no resultado do FI, o que originou uma alta percentagem de acertos do modelo para as empresas ativas.

Quanto à amostra de empresas insolventes, a análise recai, sobretudo, nos rácios financeiros X4 e X5, uma vez que são os únicos do modelo a terem coeficientes associados negativos e, também, no rácio financeiro X1 dado que pode assumir valores negativos. Desta forma, observou-se que, especialmente, quando os rácios financeiros X4 e X5 assumiram valores muito altos, o modelo classificava corretamente as empresas insolventes. Porém, uma das grandes desvantagens para a análise deste tipo de amostra é o facto de os rácios financeiros X2 e X3 terem coeficientes elevados, bem como os seus resultados, o que afeta o resultado final do FI. Deste modo, dado à especificidade do modelo de Kanitz (1978), para haver uma correta classificação das empresas insolventes, os rácios financeiros X4 e X5 necessitam de ter valores muito elevados.

Modelo de Springate (1978)

Tabela 50: Modelo de previsão de insolvência de Springate (1978)

Função discriminante:	
$Z = 1,03 \cdot A + 3,07 \cdot B + 0,66 \cdot C + 0,4 \cdot D$ (20)	
A Fundo de Maneio / Ativo Total	R17*
B Resultados Operacionais / Ativo Total	R36
C Resultados antes de Impostos / Passivo Corrente	R34
D Vendas / Ativo Total	R39*

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Springate (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014)

Springate (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014) refere que se Z assumir valores abaixo de 0,862 as empresas são identificadas como potencialmente insolventes, enquanto se os valores de Z forem acima de 0,862 as empresas são identificadas como potencialmente solventes.

O modelo de Springate (1978) apresentou percentagens de assertividade muito similares nas amostras de empresas ativas e empresas insolventes. Analisando a amostra de empresas ativas, o rácio financeiro D foi o que mais influência teve para a assertividade do modelo, em especial, para o ano N-3. Pese embora o seu coeficiente não seja elevado, os valores assumidos pelo rácio financeiro são elevados. Outro facto a destacar é o rácio financeiro B, pelo facto de ter o maior coeficiente associado. Como os valores assumidos para este rácio financeiro foram muito baixos, não teve a contribuição esperada para o resultado de Z , caso contrário, poderia ter assumido um papel fundamental na percentagem de acerto do modelo.

Passando a analisar a amostra de empresas insolventes para este modelo, os primeiros fatores a serem analisados são os rácios financeiros A, B e C. Estes rácios financeiros têm a particularidade de poderem assumir valores negativos devido aos indicadores que os compõem. Na grande maioria dos casos em que o modelo classificou corretamente as empresas insolventes, estes rácios financeiros ou apresentavam valores negativos ou os seus valores encontravam-se muito degradados. Por outro lado, o rácio financeiro D teve um papel contraditório aos demais, visto que, voltou a apresentar valores elevados, o que contribuiu para a existência de erros de classificação.

Modelo de Fulmer *et al.* (1984)

Tabela 51: Modelo de previsão de insolvência de Fulmer *et al.* (1984)

Função discriminante:		
$H = -6,075 + 5,528 \cdot V_1 + 0,212 \cdot V_2 + 0,073 \cdot V_3 + 1,270 \cdot V_4 - 0,120 \cdot V_5$		(21)
$+ 2,335 \cdot V_6 + 0,575 \cdot V_7 + 1,083 \cdot V_8 + 0,894 \cdot V_9$		
V₁	Lucros Retidos / Ativo Total	R25
V₂	Vendas / Ativo Total	R39*
V₃	Resultado antes de Impostos / Capital Próprio	R33
V₄	Disponibilidades / Financiamentos Obtidos Totais	R13
V₅	Financiamentos Obtidos Totais / Ativo Total	R16
V₆	Passivo Corrente / Ativo Total	R26
V₇	Log Ativos Fixos Tangíveis	R23*
V₈	Fundo de Maneio / Financiamentos Obtidos Totais	R18
V₉	Log Resultados Operacionais / Juros	R24

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Fulmer *et al.* (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014)

Fulmer *et al.* (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014) refere que se o valor assumido por H for superior a 0, as empresas são identificadas como potencialmente solventes, por outro lado, se o valor for inferior, as empresas são identificadas como potencialmente insolventes.

O modelo de Fulmer *et al.* (1984) foi um dos modelos que apresentou discrepâncias na capacidade preditiva para as amostras de empresas ativas e empresas insolventes. Começando por analisar as empresas ativas, é importante referir que oito dos nove rácios financeiros presentes na função discriminante têm coeficientes positivos. É importante realçar este facto, visto que o modelo revelou ter maior capacidade preditiva para as amostras de empresas ativas. Apenas quando estes oito rácios financeiros apresentaram valores baixos é que o modelo classificou incorretamente a amostra de empresas ativas.

Já na amostra das empresas insolventes, a percentagem de empresas mal classificadas deve-se, sobretudo, aos valores elevados registados nos rácios financeiros V2 e V7 e ao elevado coeficiente do rácio financeiro V1. Destaca-se ainda o rácio financeiro V5 por ser o único que possui coeficiente negativo, embora tenha apresentado valores bastante baixos. Por sua vez, o rácio financeiro V8 ajudou na assertividade do modelo pelo facto de assumir valores negativos. Além disso, também a constante se mostrou crucial nesse ponto, uma vez que assume um coeficiente elevado negativo.

Note-se que, conforme já referido na revisão da literatura (subcapítulo 2.5.2), Fulmer *et al.* (1984) direccionaram o modelo para as pequenas empresas. Este modelo só apresentou elevadas percentagens de assertividade para as empresas ativas, o que representa um desequilíbrio muito grande no seu acerto. Pelo facto de este modelo estar direccionado para as pequenas empresas, seria de esperar mais assertividade, sobretudo, nas empresas insolventes, o que pode reforçar a importância de os modelos de previsão de insolvência serem desenvolvidos sectorialmente.

Modelo de Zavgren (1985)

Tabela 52: Modelo de previsão de insolvência de Zavgren (1985)

Função logística:		
	$P_1 = 1/(1+e^{-(0,23883 + 0,108 \cdot X_1 + 1,583 \cdot X_2 + 10,780 \cdot X_3 - 3,074 \cdot X_4 - 0,486 \cdot X_5 + 4,350 \cdot X_6 - 0,11 \cdot X_7)})$	(22)
	$P_2 = 1/(1+e^{-(2,61060 + 4,185 \cdot X_1 + 2,215 \cdot X_2 + 11,231 \cdot X_3 - 2,690 \cdot X_4 - 1,440 \cdot X_5 + 4,464 \cdot X_6 - 0,063 \cdot X_7)})$	(23)
	$P_3 = 1/(1+e^{-(1,51150 + 6,257 \cdot X_1 + 0,829 \cdot X_2 + 42,48 \cdot X_3 - 1,549 \cdot X_4 + 0,519 \cdot X_5 + 1,822 \cdot X_6 + 0,002 \cdot X_7)})$	(24)
X₁	Inventário / Vendas	R21
X₂	Contas a Receber / Inventários	R10
X₃	Disponibilidades / Ativo Total	R12
X₄	(Disponibilidades + Contas a Receber + Participações Financeiras de Curto Prazo) / Passivo Corrente	R14*
X₅	Vendas / (Ativo Total – Passivo Corrente)	R38
X₆	Financiamentos Obtidos Totais / (Financiamentos Obtidos Totais + Capital Próprio)	R15
X₇	Rendimentos Totais / (Financiamentos Obtidos Totais + Capital Próprio)	R29

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Zavgren (*cit. in* Kanapickiene e Marcinkevicius, 2014)

Zavgren (*cit. in* Kanapickiene e Marcinkevicius, 2014) afirma que se o resultado de *P* for superior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente insolventes, caso contrário, se o resultado de *P* for igual ou inferior a 50%, a empresa pertence ao grupo de empresas potencialmente solventes.

O modelo de Zavgren (1985) tem a particularidade de ter uma função logística para cada ano de análise. Por esse motivo, a análise será efetuada de ano a ano para as amostras de empresas ativas e insolventes. Mais, para os anos N-1 (2018) e N-3 (2016) a percentagem de acerto foi mais elevada na amostra de empresas insolventes do que nas ativas, enquanto no ano N-2 (2017) os resultados foram similares. De relembrar, que para a amostra de empresas ativas nos modelos logísticos, quanto maior for o valor do exponencial, menor será o valor de P e, conseqüentemente, maior percentagem assertividade terá o modelo. Já no que se refere à amostra empresas insolventes, quanto menor for o valor do exponencial, maior será o valor de P e, conseqüentemente, maior será a percentagem de assertividade do modelo.

Ano de N-1 (2018)

Analisando a amostra de empresas ativas para o ano N-1 (2018), o rácio financeiro X4 tem um papel preponderante para a assertividade do modelo, visto que o seu coeficiente é positivo e tem um valor elevado, além de os valores assumidos pelo rácio financeiro serem maioritariamente elevados quando classificavam uma empresa corretamente. Assim, a degradação desse rácio financeiro resulta numa menor capacidade preditiva do modelo. Além disso, o rácio financeiro X2 também prejudica a assertividade do modelo por apresentar um coeficiente negativo e assumir valores elevados. Por fim, destaca-se também o rácio financeiro X3 por ter um coeficiente negativo muito elevado, apesar de os seus valores serem muito baixos.

No que se refere à amostra de empresas insolventes, o rácio financeiro X2 e X4 voltam a ser protagonistas, sendo que o primeiro continua a assumir valores elevados e o segundo passa a assumir valores mais baixos, o que aumenta a assertividade do modelo. Outro aspeto a realçar é o rácio financeiro X6, dado que em algumas ocasiões assume valores elevados, bem como tem um coeficiente negativo elevado associado, contribuindo para a elevada assertividade do modelo.

Ano N-2 (2017)

Para a amostra de empresas ativas para o ano N-2 (2017), notou-se diferenças, sobretudo, ao nível dos coeficientes. Uma delas é a constante, que passou a ter um papel fulcral na assertividade do modelo. Além disso, o rácio financeiro X5 também teve um coeficiente mais alto, o que a juntar aos valores elevados que o rácio financeiro assumiu, pode-se

concluir que também contribui para o aumento de assertividade do modelo. Quanto aos rácios financeiros X2 e X4, a análise é similar ao ano N-1 (2018).

Na amostra de empresas insolventes, o facto de a constante ter aumentado significativamente o seu coeficiente e o rácio financeiro X5 ter tido um coeficiente e valores mais elevados fez com que prejudicasse a capacidade preditiva do modelo. Já os rácios financeiros X2 e X4 voltam a ter uma análise similar ao ano N-1 (2018).

Ano N-3 (2016)

No que se refere à amostra de empresas ativas, a pouca assertividade para o ano N-3 (2016) deve-se ao facto de só a constante e o rácio financeiro X4 terem apresentado coeficientes positivos com a agravante de ambos terem baixado os seus valores.

Para as amostras de empresas insolventes, o raciocínio é muito similar. Como os coeficientes dos rácios financeiros são maioritariamente negativos e em que alguns desses rácios financeiros assumem valores elevados, leva a que o modelo classifique de forma correta uma grande percentagem de empresas.

Como referido na revisão da literatura (subcapítulo 2.5.2), Zavgren (1985) direccionou o modelo para a indústria transformadora. Dessa forma, seria de esperar que este modelo obtivesse melhores níveis de assertividade nas duas amostras, uma vez que esta indústria engloba a Indústria do Couro e dos Produtos do Couro.

Modelo de CA-Score (1987)

Tabela 53: Modelo de previsão de insolvência de CA-Score (1987)

Função discriminante:	
$CA-Score = -2,7616 + 4,5913 \cdot A + 4,5080 \cdot B + 0,3936 \cdot C$ (25)	
A Investimento dos Acionistas / Ativo Total	R22
B (Resultados antes de Impostos + Despesas Financeiras) / Ativo Total	R35
C Vendas / Ativo Total	R39*

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: CA-Score (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014)

CA-Score (*cit. in* Deo, Ashraf e Rajasekar, 2014) refere que se uma empresa obtiver um CA-Score com valores abaixo de -0,03 é identificada como potencialmente insolvente, caso contrário, se o valor for superior é identificada como potencialmente solvente.

Conforme referido anteriormente, o modelo CA-Score (1987) apresentou maior capacidade preditiva para a amostra de empresas insolventes do que para as ativas. Analisando, em primeira instância, a amostra de empresas ativas, evidenciou-se que os rácios financeiros A e B têm os coeficientes mais elevados da função discriminante, ou seja, se os valores assumidos pelos rácios financeiros também forem elevados, aumenta a capacidade preditiva do modelo. Neste caso, tal não acontece, uma vez que os valores desses rácios financeiros são muito baixos, o que aumenta a percentagem de classificações incorretas.

No que diz respeito às empresas insolventes, destaca-se o facto de os rácios financeiros A e B voltarem a assumir valores muito baixos, o que neste tipo de amostra faz com que o modelo tenha maior capacidade preditiva. Mais, o rácio financeiro B assumiu valores negativos, o que aumentou ainda mais a sua influência na capacidade de acerto do modelo para este tipo de amostras. Por fim, realça-se o coeficiente da constante que é elevado e negativo, o que também contribuiu para uma maior assertividade do modelo.

Salienta-se que na revisão da literatura (subcapítulo 2.5.2), foi referido que CA-Score (1987) direccionou o modelo para as empresas industriais. Por ser um modelo que não tem em consideração um setor de atividade específico, pode ter interferido com o facto de só apresentar elevados níveis de assertividade apenas para a amostra de empresas insolventes, o que representa ser um desequilíbrio do modelo.

Modelo de Sanvicente e Minardi (1998)

Tabela 54: Modelo de previsão de insolvência de Sanvicente e Minardi (1998)

Função discriminante:		
$Z = -0,042 + 2,909 \cdot X_1 - 0,875 \cdot X_2 + 3,636 \cdot X_3 + 0,172 \cdot X_4 + 0,029 \cdot X_5$		(26)
X₁	(Ativo Corrente – Passivo Total) / Ativo Total	R2
X₂	(Capital Próprio – Capital Social) / Ativo Total	R6
X₃	Resultados antes de Impostos / Ativo Total	R32
X₄	Capital Próprio / Passivo Total	R8
X₅	Resultados Operacionais / Despesas Financeiras	R37

Legenda: * rácio financeiro incluído no modelo em estudo.

Fonte: Sanvicente e Minardi (1998)

Sanvicente e Minardi (1998) refere que se o valor assumido por Z for superior a 0, as empresas são identificadas como potencialmente solventes, por outro lado, se o valor for inferior, as empresas são identificadas como potencialmente insolventes.

O modelo de Sanvicente e Minardi (1998) não apresenta tantas discrepâncias na capacidade preditiva entre a amostra de empresas ativas e insolventes e tem a particularidade de ser o único a ter percentagens de assertividade superiores ao modelo desenvolvido no presente estudo nos três anos em análise. Para as amostras de empresas ativas, contribuiu para a assertividade do modelo o facto de os rácios financeiros $X1$ e $X3$ terem coeficientes positivos elevados e, também, pelo facto de o rácio financeiro $X2$, que é o único que tem coeficiente negativo, ter assumido valores baixos. Porém, as classificações incorretas devem-se ao facto de todos os rácios financeiros envolvidos no modelo poderem assumir valores negativos, à exceção do $X2$ por já ter um coeficiente negativo. Nas poucas ocasiões em que se verificou o desacerto do modelo para este tipo de amostra, na maioria dos casos pelo menos um desses rácios financeiros era negativo.

Já para as amostras de empresas insolventes, o fator mais preponderante é o facto de os rácios financeiros poderem todos eles assumir valores negativos, conforme tinha sido referido. Na maioria das vezes, verificou-se que todos os rácios financeiros que apresentaram coeficientes positivos, tinham assumido na maioria dos casos valores negativos, o que contribuiu para a excelente percentagem de classificações corretas. Além de que, o único rácio financeiro com coeficiente negativo também assumiu valores negativos, o que pode ter prejudicado a assertividade do modelo. Desta forma, o que acima foi referido ganha ainda mais importância.

É de destacar ainda que na revisão da literatura (subcapítulo 2.5.2), foi referido que o modelo de Sanvicente e Minardi (1998) não direccionou o modelo para um certo setor de atividade. Apesar desse fator, o modelo apresentou nas duas amostras percentagens de assertividade superiores ao modelo desenvolvido no estudo, o que de alguma forma é surpreendente e se justifica, essencialmente, pelo que foi referido anteriormente.

4.7 Conclusão

Este capítulo iniciou com a caracterização do setor, onde se constatou que a Indústria do Couro e dos Produtos de Couro é um setor composto, essencialmente, por micro e pequenas empresas localizadas, maioritariamente, na Área Metropolitana do Porto e na região do Tâmega e Sousa. Mostrou-se, também, que estas regiões têm a particularidade

de serem líderes em vendas e prestação de serviços, assim como em empregabilidade. Constatou-se, ainda, que a maioria das microempresas têm, particularmente, uma maturidade abaixo de 5 anos, sendo que essa parcela tem a maior representatividade de volume de negócios. Já nas pequenas empresas verificou-se um equilíbrio no número de empresas com maior e menor maturidade, sendo que as empresas com mais maturidade têm a maior representatividade de volume de negócios. Evidenciou-se também que o setor tem o mercado nacional como referência em termos económicos e que tem significativos níveis de empregabilidade.

De seguida, caracterizou-se a amostra usada no presente estudo, que corresponde a 8% da população, onde ficou patente que a maioria das empresas estão localizadas na **Região de Aveiro** e que apresentam bastante maturidade. Quanto ao volume de negócios, verificou-se que grande parte das empresas obteve até 2 500 000€. Por fim, verificou-se que grande parte das empresas ativas têm entre 21 a 30 funcionários e entre 31 a 40 funcionários, enquanto a maioria das empresas insolventes tem até 10 funcionários e entre 11 a 20 funcionários. Verificou-se, ainda, que a amostra não tem particular ligação com a maioria da população exposta nos dados do Banco de Portugal (2020), devido à ausência de empresas localizadas na região do Tâmega e Sousa e por terem bastante maturidade.

A função discriminante inclui o rácio de liquidez reduzida (R14), o rácio entre fundo de maneio e ativo total (R17), o (log) ativo fixo tangível (R23) e a rotação do ativo total (R39) e é apresentada na Eq. (27):

$$Z = - 6,499 + 0,138 \cdot R14 + 1,457 \cdot R17 + 1,298 \cdot R23 - 0,604 \cdot R39 \quad (27)$$

Esta apresentou uma percentagem de assertividade de 77% para o ano N-1 e N-2 e de 70% para o ano N-3 na amostra de empresas ativas, enquanto na amostra de empresas insolventes classificou corretamente 83% das empresas para o ano N-1, 78% para o ano N-2 e 70% para o ano N-3. Verificou-se, assim, que o modelo desenvolvido no presente estudo obteve, em praticamente em todos os anos em análise, uma maior percentagem de acerto relativamente a oito dos nove modelos apresentados na revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2), o que sugere que os modelos de previsão de insolvência desenvolvidos sectorialmente têm um maior poder preditivo da insolvência.

Capítulo V - Conclusão

5.1 Principais Conclusões

Após apresentados os resultados e correspondente discussão, estes relacionam-se com os objetivos do presente estudo da seguinte forma:

O primeiro objetivo estabelecido consistia em *Aferir se existe um conjunto de rácios financeiros que permitem diferenciar, de forma exclusiva, as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro*. Ora, mostrou-se que os rácios financeiros R14 ((Disponibilidades + Contas a Receber + Participações Financeiras de Curto de Prazo) / Passivo Corrente), R17 (Fundo de Maneio / Ativo Total), R23 (Log Ativos Fixos Tangíveis) e R39 (Vendas / Ativo Total) conseguem diferenciar as empresas insolventes das empresas ativas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro. Mostrou-se ainda que o modelo estimado apresenta uma elevada percentagem de assertividade de 77% para o ano N-1 e N-2 e de 70% para o ano N-3 na amostra de empresas ativas, enquanto na amostra de empresas insolventes classificou corretamente 83% das empresas para o ano N-1, 78% para o ano N-2 e 70% para o ano N-3.

Quanto ao segundo objetivo estabelecido, *Aferir se o modelo criado aufere um grau de assertividade superior aos demais modelos apresentados na revisão de literatura (subcapítulo 2.5.2) para os anos N-1, N-2 e N-3*, mostrou-se que o modelo estimado apresentou, em praticamente em todos os anos em análise, níveis de assertividade superiores a oito dos nove modelos da literatura. Este resultado é possivelmente explicado por se tratar de um modelo aplicado a um sector de atividade específico.

Conforme foi demonstrado, alguns modelos tinham uma enorme capacidade preditiva para a amostra de empresas ativas, mas uma péssima assertividade para as insolventes, e vice-versa. Em particular, os modelos de Kanitz (1978) e de Fulmer *et al.* (1984) exibiram uma percentagem de acertos muito elevada para as empresas ativas, porém para as empresas insolventes classificaram de forma incorreta a maioria das empresas. Assim, este é do tipo de modelos que tende a classificar uma empresa como ativa, independentemente da empresa ser ativa ou insolvente. Já os modelos de Elizabetsky (1976), Zavgren (1985) e CA-Score (1987) apresentaram uma percentagem de assertividade elevada para as empresas insolventes, contudo para as empresas ativas tiveram uma percentagem de acertos muito baixa.

Constatou-se, também, que o modelo de Altman (2013) foi o que teve pior capacidade preditiva, tanto para a amostra de empresas ativas como para amostra de empresas insolventes. Além disso, evidenciou-se que os modelos de Chesser (1974) e Springate (1978) foram dos poucos que tiveram uma regularidade de acerto nas amostras de empresas ativas e insolventes, porém apenas tiveram uma percentagem de acerto superior ao modelo desenvolvido no estudo na amostra de empresas insolventes para o ano N-3 e na amostra de empresas ativas para o ano N-3, respetivamente. Tal deveu-se, essencialmente, ao facto de os rácios financeiros (R27 - Passivo Total / Ativo Total e R40 - Vendas / Disponibilidades para o modelo de Chesser (1974); R39 - Vendas / Ativo Total para o modelo de Springate (1978)) decisivos para a assertividade desses modelos terem apresentado nesse ano valores particularmente elevados.

O modelo de Sanvicente Minardi (1998) apresentou maior capacidade preditiva do que o modelo desenvolvido no presente estudo nos três anos em análise. Na amostra de empresas ativas, tal deveu-se, essencialmente, ao facto de dois rácios financeiros (R2 - (Ativo Corrente – Passivo Total) / Ativo Total; R32 - Resultado antes de Impostos / Ativo Total) terem associados coeficientes positivos muito elevados, tendo dessa forma um impacto significativo no resultado da função discriminante. Já na amostra de empresas insolventes, o principal fator para a elevada assertividade deveu-se, sobretudo, aos valores negativos assumidos pelos rácios financeiros que constituem a função discriminante. Assim, a adaptabilidade dos rácios financeiros foi preponderante.

Da análise realizada, depreende-se que o valor dos coeficientes é muito importante para a assertividade dos modelos, bem como o valor que os rácios financeiros assumem face às características e dimensão da indústria. Neste sentido, pode deduzir-se que os modelos de previsão de insolvência devem ser desenvolvidos de uma forma setorial, visto que os coeficientes mais altos são atribuídos aos rácios financeiros decisivos na classificação final. Este resultado é corroborado por Miranda, Martínez e Martínez (2008), que afirmaram que os modelos de previsão de insolvência poderiam ter maior grau de assertividade se fossem desenvolvidos para um setor de atividade específico.

5.2 Recomendações

Face aos resultados obtidos, e não obstante das causas da insolvência serem diversas, os resultados deste estudo sugerem que as empresas pertencentes à CAE 15 possam prestar particular atenção à degradação dos rácios financeiros que compõe o modelo, nomeadamente, o rácio de liquidez reduzida, o rácio entre fundo de maneio e ativo total,

o (log) ativos fixos tangíveis e a rotação do ativo total. Os resultados aparentam indicar que o rácio entre fundo de maneo e ativo total e o (log) ativo fixo tangível são particularmente relevantes, uma vez que apresentam uma maior contribuição para a função discriminante. Ainda assim, não deve haver um descuido nos demais rácios financeiros e técnicas de prevenção de insolvência.

5.3 Limitações ao Estudo

Como limitação ao presente estudo, destaca-se o facto de não se saber para alguns dos modelos de previsão de insolvência apurados no capítulo da revisão da literatura para que tipo de indústrias ou dimensão de empresas estavam direcionados, pelo facto de serem antigos e, conseqüentemente, ser difícil encontrar a respetiva informação.

Outra das limitações ao estudo incidiu no facto de todas as variáveis independentes apresentarem *outliers*. Conforme referido anteriormente, um dos pressupostos da análise discriminante é a ausência de *outliers*, mas como no presente estudo todos os rácios financeiros tinham *outliers*, adotou-se um critério de selecionar apenas aqueles que tinham 3 ou menos *outliers*, o que de alguma forma pode ter influenciado negativamente a assertividade do modelo.

O facto de terem sido excluídos 36 rácios financeiros para cumprir os requisitos da análise discriminante e para que a análise pudesse ser realizada, também constitui uma limitação ao estudo, visto que, podem ter ficado de fora rácios financeiros preponderantes na discriminação das empresas ativas e insolventes.

Outra limitação ao estudo, traduziu-se no facto de a Informa D&B apenas ter disponibilizado 1590 empresas ativas face às 2041 que constam nos dados do Banco de Portugal (2020), podendo eventualmente não terem sido analisadas empresas importantes.

Por fim, o facto de a amostra não ser representativa da população também constitui uma limitação ao estudo.

5.4 Sugestões para Pesquisas Futuras

Como pesquisa futura, sugere-se o englobamento de outros rácios financeiros que possam contribuir para o aumento da assertividade do modelo, nomeadamente, aqueles em que se verifique o menor número de *outliers* possível, de preferência a sua ausência. Mais, seria interessante também verificar se com a utilização de outra técnica estatística, nomeadamente, a regressão logística, se se consegue obter os mesmos resultados e se a assertividade do modelo seria maior ou menor do que a do modelo desenvolvido no estudo.

Outra sugestão passa por expandir o modelo de previsão de insolvência desenvolvido no estudo a outros setores, comparando com o grau de assertividade obtido no presente estudo, por forma a perceber se o modelo é capaz de prever a insolvência noutros setores de atividade. Mais, sugere-se ainda aplicar os 40 rácios financeiros usados no presente estudo, numa amostra de empresas internacionais da mesma indústria e dimensão e verificar se os rácios financeiros que compõe a função discriminante são os mesmos e se consegue obter mais ou menos assertividade.

Por fim, sugere-se ainda que se desenvolva no seguimento deste estudo, uma função discriminante para cada ano (N-1, N-2 e N-3), verificando se tal medida conseguiria elevar os níveis de assertividade.

As sugestões de pesquisas futuras apresentadas devem ajudar a reforçar as investigações sobre o modelo de previsão de insolvência direcionado para a Indústria do Couro e dos Produtos de Couro, levando a cabo novos métodos que possibilitem aumentar a assertividade do modelo. Se tal for alcançado, os objetivos do estudo sobre os rácios financeiros que melhor distinguem as empresas ativas e insolventes da Indústria do Couro e dos Produtos de Couro e a comparação da sua assertividade com os demais serão atingidos.

Bibliografia

Alfaro, E., García, N., Gámez, M. e Elizondo, D. (2008). Bankruptcy forecasting: An empirical comparison of AdaBoost and neural networks, *Decision Support Systems*, 45 (I), pp. 110-122.

Altman, E. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *The Journal of finance*, 23 (IV), pp. 589-609.

Altman, E. (2013). Predicting financial distress of companies: revisiting the Z-Score and ZETA® models. In: Bell, A., Brooks, C. e Prokopczuk, M. (Ed.). *Handbook of Research Methods and Applications in Empirical Finance*. Massachusetts, Edward Elgar Publishing, Inc., pp. 428-456.

Andrade, J. e Lucena, W. (2018). Análise de desempenho dos modelos de previsão de insolvência e a implementação das normas internacionais de contabilidade, *Revista ciências administrativas*, 24 (II), pp. 1-14.

Aviso nº 15652/2009. Diário da República nº 173/2009, Série II de 2009-09-07. Sistema de Normalização Contabilística - Estrutura Conceptual (EC).

Banco de Portugal. (2019). Quadros do setor e quadros da empresa e do setor. Estudos da Central de Balanços 36. [Em linha]. Disponível em <https://www.bportugal.pt/sites/default/files/anexos/estudo_36_cb_2019.pdf>. [Consultado em 10/02/2021].

Banco de Portugal. (2020). Quadros do setor CAE 15. [Em linha]. Disponível em <<https://www.bportugal.pt/QS/qswb/Dashboards>>. [Consultado em 09/11/2020].

Bordo, M. e Haubrich, J. (2017). Deep recessions, fast recoveries, and financial crises: Evidence from the American record, *Economic Inquiry*, 55 (I), pp. 527-541.

Breia, A., Mata, M. e Pereira, V. (2014). *Análise económica e financeira: Aspectos teóricos e casos práticos*. Lisboa, Rei dos Livros.

Burksaitiene, D. e Mazintiene, A. (2011). The role of bankruptcy forecasting in the company management, *Ekonomika ir vadyba*, (XVI), pp. 137-143.

Campa, D. e Camacho-Miñano, M. (2015). The impact of SME's pre-bankruptcy financial distress on earnings management tools, *International Review of Financial Analysis*, 42, pp. 222-234.

Cepec, J. e Grajzl, P. (2020). Debt-to-equity conversion in bankruptcy reorganization and post-bankruptcy firm survival, *International Review of Law and Economics*, 61, pp. 1-13.

Cestari, G., Risaliti, G. e Pierotti, M. (2013). Bankruptcy prediction models: Preliminary thoughts on the determination of parameters for the evaluation of effectiveness and efficiency, *European Scientific Journal*, 9 (XVI), pp. 265-290.

Czarnecki, M. e Starosta, A. (2014). Two Faces of Anti-crisis Management: from Definitions to Concepts, *Management*, 18 (I), pp. 169-183.

D'Aveni, R. e MacMillan, I. (1990). Crisis and the content of managerial communications: A study of the focus of attention of top managers in surviving and failing companies, *Administrative Science Quarterly*, 35 (IV), pp. 634-657.

Decreto-Lei nº 53/2004. Diário da República nº 66/2004, Série I-A, 18/03/2004. Aprova o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas.

Decreto-Lei nº 381/2007. Diário da República nº 219/2007, Série I de 2007-11-14. Aprova a Classificação Portuguesa das Atividades Económicas, Revisão 3.

Decreto-Lei nº 158/2009. Diário da República nº 133/2009, Série I, 13/07/2009. Aprova o Sistema de Normalização Contabilística e revoga o Plano Oficial de Contabilidade.

Decreto-Lei nº 178/2012. Diário da República nº 150/2012, Série I, 03/08/2012. Institui o SIREVE - Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial.

Deo, M., Ashraf, S. e Rajasekar, T. (2014). An Empirical Enquiry on the Financial Distress of Navratna Companies in India, *Journal of Accounting and Finance*, 14 (III), pp. 100-110.

DGES - Direção-Geral do Ensino Superior. (2020). Indicadores de análise económico-financeira. [Em linha]. Disponível em <https://wwwcdn.dges.gov.pt/sites/default/files/indicadores_analise_economico_financeira_v1.pdf>. [Consultado em 01/05/2021].

Duarte, M. e Ribeiro, M. (2007). Contabilidade criativa: algumas abordagens, *TOC*, (XCIII), pp. 29-35.

Fernandes, C., Peguinho, C., Vieira, E. e Neiva, J. (2019). *Análise Financeira: Teoria e Prática*. (5ªed.). Lisboa, Edições Sílabo.

Field, A. (2009). *Descobrendo a estatística usando o SPSS*. (2ªed.). Porto Alegre, Artmed Editora S. A..

Gil, A. (1991). *Como Elaborar Projetos de Pesquisa*. (3ªed.). São Paulo, Atlas S.A..

Hair, J., Black, W., Babin, B. e Anderson, R. (2014). *Multivariate Data Analysis*. (7ªed.). Harlow, Pearson Education Limited.

Hall, G. (1992). Reasons for Insolvency Amongst Small Firms - A Review and Fresh Evidence, *Small Business Economics*, 4 (III), pp. 237-250.

Heo, J. e Yang, J. (2014). AdaBoost based bankruptcy forecasting of Korean construction companies, *Applied Soft Computing*, 24, pp. 494-499.

Homonoff, T., Spreen, T. L. e Clair, T. S. (2020). Balance sheet insolvency and contribution revenue in public charities, *Journal of Public Economics*, 186, pp. 1-13.

Huo, Y. (2006). Bankruptcy Situation Model in Small Business: The Case of Restaurant Firms, *Hospitality Review*, 24 (II), pp. 49-58.

INE - Instituto Nacional de Estatística. (2007). Classificação Portuguesa das Atividades Económicas Rev.3. [Em linha]. Disponível em <https://www.ine.pt/ine_novidades/semin/cae/CAE_REV_3.pdf>. [Consultado em 28/12/2020].

Kanapickiene, R. e Marcinkevicius, R. (2014). Possibilities to apply classical bankruptcy prediction models in the construction sector in Lithuania, *Economics and Management*, 19 (IV), pp. 317-332.

Koh, S., Durand, R., Dai, L. e Chang, M. (2015). Financial distress: Lifecycle and corporate restructuring, *Journal of Corporate Finance*, 33, pp. 19-33.

Kothari, C. (2004). *Research methodology - Methods and techniques*. (2ªed.). Nova Delhi, New Age International (P) Limited Publishers.

Kücher, A., Mayr, S., Mitter, C., Duller, C. e Feldbauer-Durstmüller, B. (2020). Firm age dynamics and causes of corporate bankruptcy: age dependent explanations for business failure, *Review of Managerial Science*, 14, pp. 633-661.

Lei nº 8/2018. Diário da República nº 44/2018, Série I, 02/03/2018. Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas (Altera o Código do Imposto sobre o Rendimento das Pessoas Coletivas e o Código do Imposto sobre o Valor Acrescentado).

Lisboa, J., Coelho, A., Coelho, F., Almeida, F. e Martins, A. (2011). *Introdução à Gestão de Organizações*. (3ªed.). Porto, Vida Económica - Editorial SA.

Lourenço, M. e Sarmiento, M. (2008). A fraude contabilística e o ambiente empresarial, *TOC*, (CIII), pp. 34-37.

Lupu, D. (2014). Internal causes of economic difficulties for the companies, *Journal of Public Administration, Finance & Law*, (VI), pp. 169-174.

Mackevičius, J. e Silvanavičiūtė, S. (2006). Evaluation of Suitability of Bankruptcy Prediction Models, *Business: Theory and Practice*, 7 (IV), pp. 193-202.

Malhotra, N. (2010). *Marketing Research: an applied orientation*. (6ªed.). New Jersey, Prentice Hall.

Manteu, C., Monteiro, N. e Sequeira, A. (2020). O impacto de curto prazo da pandemia covid-19 nas empresas portuguesas, *Occasional Papers*, Banco de Portugal, (III), pp. 1-30.

Maroco, J. (2003). *Análise estatística com utilização do SPSS*. (2ªed.). Lisboa, Edições Sílabo.

Martins, F. (2016). A reação das empresas portuguesas à crise económica e financeira: principais choques e canais de ajustamento, *Revista de Estudos Económicos*, Banco de Portugal, 2 (I), pp. 51-75.

McDaniel, C. e Gates, R. (2003). *Pesquisa de Marketing*. São Paulo, Pioneira Thomson Learning.

Miranda, M., Martínez, J. e Martínez, I. (2008). Análisis de sensibilidad temporal en los modelos de predicción de insolvencia: una aplicación a las PYMES industriales, *Revista española de financiación y contabilidad*, 37 (CXXXVII), pp. 85-111.

Mironiuc, M., Robu, M. e Robu, I. (2010). The Discriminant Analysis: an Exploratory Study Concerning the Degree of Financial Autonomy of Companies in the Context of the Romanian Business Environment, *Studies and Scientific Researches - Economic Edition*, (XV), pp. 96-104.

Nunes, R. (2012). *Insolvência no setor cerâmico*. Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Finanças. Instituto politécnico de Santarém - Escola superior de Gestão e Tecnologia, Santarém.

Oliveira, M. (2008). *Manipulação dos resultados por empresas em dificuldades financeiras: Estudo para um caso português*. Dissertação de Mestrado em Ciências Empresariais - Especialização em Contabilidade. Faculdade de Economia da Universidade do Porto, Porto.

Pedersen, C., Ritter, T. e Benedetto, C. (2020). Managing through a crisis: Managerial implications for business-to-business firms, *Industrial Marketing Management*, 88, pp. 314-322.

Pereira, A. e Patrício, T. (2016). *Guia prático de utilização do SPSS - Análise de dados para ciências sociais e psicologia*. (8ªed.). Lisboa, Edições Sílabo.

Radulescu, T. e Nistor, C. (2014). What Causes Insolvency? A Study Regarding Big And Medium Romanian Enterprises Going Bankrupt In 2013, *CES Working Papers*, Alexandru Ioan Cuza University of Iasi, Romania, 6 (IV), pp. 115-122.

Reis, E. (1997). *Estatística multivariada aplicada*. Lisboa, Edições Sílabo.

Reis, E., Melo, P., Andrade, R. e Calapez, T. (2018). *Estatística Aplicada - Volume 2*. (6ª ed.). Lisboa, Edições Sílabo.

Rezende, I., Farias, T. e Oliveira, A. (2013). Aplicação dos modelos de Elizabetsky e Kanitz na previsão de falência: um estudo descritivo das melhores e maiores empresas por setor listadas na Revista Exame em 2010, *Revista Mineira de Contabilidade*, 14 (LI), pp. 35-42.

Ritchie, B. e Jiang, Y. (2019). A review of research on tourism risk, crisis and disaster management: Launching the annals of tourism research curated collection on tourism risk, crisis and disaster management, *Annals of Tourism Research*, 79, pp. 1-15.

Rodrigues, L. (1999). Determinantes dos custos da insolvência financeira, *Revista Millenium*, (XIII).

Rosner, R. (2003). Earnings Manipulation in Failing Firms, *Contemporary Accounting Research*, 20 (II), pp. 361-408.

Santos, B. e Simões, J. (2019). A análise económico-financeira como instrumento de suporte para a previsão das insolvências, *Contabilista*, (CCXXVI), pp. 64-66.

Santos, P. (2000). *Falência empresarial - Modelo discriminante e logístico de previsão aplicado às PME do setor têxtil e do vestuário*. Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Auditoria. Universidade Aberta - Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra, Coimbra.

Sanvicente, A. e Minardi, A. (1998). Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas, *Finance Lab Working Papers*, IBMEC Business School São Paulo, pp. 1-12.

Yang, J., Rahardja, S. e Fränti, P. (2021). Mean-shift outlier detection and filtering, *Pattern Recognition*, 115, pp. 1-11.

Anexos

Anexo A - Rácios Financeiros Emergentes da Revisão da Literatura

Tabela A 1: Rácios financeiros emergentes da revisão da literatura

Nº Rácio	Descrição
R1	(Ativo Corrente - Inventários) / Passivo Corrente
R2	(Ativo Corrente - Passivo Total) / Ativo Total
R3	Ativo Corrente / Passivo Corrente
R4	Ativo não Corrente / Capital Próprio
R5	Ativo Total / Passivo Total
R6	(Capital Próprio - Capital Social) / Ativo Total
R7	Capital Próprio / Ativo Total
R8	Capital Próprio / Passivo Total
R9	Contas a Receber (a) / Ativo Total
R10	Contas a Receber (a) / Inventários
R11	Disponibilidades / Ativo não Corrente
R12	Disponibilidades / Ativo Total
R13	Disponibilidades / Financiamentos Obtidos Totais
R14	(Disponibilidades + Contas a Receber (a) + Participações Financeiras de Curto Prazo) / Passivo Corrente
R15	Financiamentos Obtidos Totais / (Financiamentos Obtidos Totais + Capital Próprio)
R16	Financiamentos Obtidos Totais / Ativo Total
R17	Fundo de Maneio / Ativo Total
R18	Fundo de Maneio / Financiamentos Obtidos Totais
R19	Fundo de Maneio / Vendas
R20	Inventário / Ativo Total
R21	Inventário / Vendas
R22	Investimento dos Acionistas (b) / Ativo Total
R23	Log Ativos Fixos Tangíveis
R24	Log Resultados Operacionais / Juros (c)
R25	Lucros Retidos (d) / Ativo Total
R26	Passivo Corrente / Ativo Total
R27	Passivo Total / Ativo Total
R28	Passivo Total / Capital Próprio
R29	Rendimentos Totais (e) / (Financiamentos Obtidos Totais + Capital Próprio)
R30	Resultado Líquido / Capital Próprio
R31	Resultado Líquido / Vendas
R32	Resultados antes de Impostos / Ativo Total
R33	Resultados antes de Impostos / Capital Próprio
R34	Resultados antes de Impostos / Passivo Corrente
R35	(Resultados antes de Impostos + Despesas Financeiras) / Ativo Total
R36	Resultados Operacionais / Ativo Total
R37	Resultados Operacionais / Despesas Financeiras
R38	Vendas / (Ativo Total - Passivo Corrente)
R39	Vendas / Ativo Total
R40	Vendas / Disponibilidades

Legenda:

- (a) Engloba a rubrica clientes e outras contas a receber (curto prazo + longo prazo).
- (b) Engloba o capital social e os outros instrumentos de capital próprio.
- (c) Considera-se todas as despesas financeiras.
- (d) Engloba as rubricas reservas legais, outras reservas e os resultados transitados quando estes são positivos.
- (e) Considera-se as contas 7 antes do Custo da Mercadoria Vendida e da Matéria Consumida e a conta 78.

Anexo B - Informação Relativa ao Tratamento Preliminar dos Dados

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 2: Tratamento de *outliers*

<i>Outliers</i>								
Rácios	Empresas Ativas		Total	Empresas Insolventes		Total	Total dos Totais	Decisão
	Inferiores	Superiores		Inferiores	Superiores			
R1	0	1	1	0	4	4	5	Eliminar
R2	2	0	2	1	0	1	3	Manter
R3	0	2	2	0	4	4	6	Eliminar
R4	0	3	3	4	3	7	10	Eliminar
R5	0	1	1	1	1	2	3	Manter
R6	2	0	2	1	1	2	4	Eliminar
R7	0	0	0	1	1	2	2	Manter
R8	0	1	1	1	1	2	3	Manter
R9	0	1	1	0	0	0	1	Manter
R11	0	5	5	0	3	3	8	Eliminar
R12	0	0	0	0	4	4	4	Eliminar
R14	0	1	1	0	1	1	2	Manter
R15	0	2	2	2	2	4	6	Eliminar
R16	0	2	2	0	1	1	3	Manter
R17	1	0	1	1	0	1	2	Manter
R19	1	1	2	3	1	4	6	Eliminar
R20	0	4	4	0	5	5	9	Eliminar
R21	0	5	5	0	3	3	8	Eliminar
R22	0	5	5	0	4	4	9	Eliminar
R23	0	0	0	2	0	2	2	Manter
R25	2	0	2	0	0	0	2	Manter
R26	1	5	6	0	1	1	7	Eliminar
R27	0	0	0	1	1	2	2	Manter
R28	0	0	0	5	3	8	8	Eliminar
R29	0	1	1	3	3	6	7	Eliminar
R31	3	1	4	3	1	4	8	Eliminar
R32	1	1	2	2	1	3	5	Eliminar
R34	0	2	2	1	3	4	6	Eliminar
R35	1	1	2	2	1	3	5	Eliminar
R36	1	1	2	2	1	3	5	Eliminar
R38	0	1	1	1	2	3	4	Eliminar
R39	1	2	3	0	0	0	3	Manter

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 3: Teste de normalidade

		Testes de Normalidade			Decisão
		Kolmogorov-Smirnov ^a			
Estado		Estatística	df	Sig.	
R2	Ativa	0,191	34	0,003	Eliminar
	Insolvente	0,329	34	0,000	
R5	Ativa	0,218	34	0,000	Eliminar
	Insolvente	0,186	34	0,004	
R7	Ativa	0,157	34	0,033	Eliminar
	Insolvente	0,384	34	0,000	
R8	Ativa	0,218	34	0,000	Eliminar
	Insolvente	0,186	34	0,004	
R9	Ativa	0,131	34	0,147	Manter
	Insolvente	0,117	34	,200*	
R14	Ativa	0,183	34	0,005	Manter
	Insolvente	0,136	34	0,110	
R16	Ativa	0,277	34	0,000	Eliminar
	Insolvente	0,294	34	0,000	
R17	Ativa	0,182	34	0,006	Manter
	Insolvente	0,149	34	0,055	
R23	Ativa	0,095	34	,200*	Manter
	Insolvente	0,172	34	0,012	
R25	Ativa	0,180	34	0,007	Eliminar
	Insolvente	0,186	34	0,004	
R27	Ativa	0,157	34	0,033	Eliminar
	Insolvente	0,384	34	0,000	
R39	Ativa	0,146	34	0,062	Manter
	Insolvente	0,095	34	,200*	

*. Este é um limite inferior da significância verdadeira.

a. Correlação de Significância de Lilliefors

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 4: Teste de amostras independentes

Teste de amostras independentes											
	Teste de Levene para igualdade de variâncias			Teste-t para Igualdade de Médias						Decisão	
	Z	Sig.	t	df	Sig. (2 extremidad es)	Diferença média	Erro padrão de diferença	95% Intervalo de Confiança da Diferença			
								Inferior	Superior		
R9	Variâncias iguais assumidas	2,424	0,124	-0,880	66,000	0,382	-0,048	0,055	-0,158	0,061	Eliminar
	Variâncias iguais não assumidas			-0,880	64,843	0,382	-0,048	0,055	-0,158	0,062	
R14	Variâncias iguais assumidas	11,719	0,001	5,733	66,000	0,000	3,761	0,656	2,451	5,071	Manter
	Variâncias iguais não assumidas			5,733	35,545	0,000	3,761	0,656	2,430	5,092	
R17	Variâncias iguais assumidas	5,795	0,019	6,606	66,000	0,000	0,611	0,093	0,426	0,796	Manter
	Variâncias iguais não assumidas			6,606	45,268	0,000	0,611	0,093	0,425	0,797	
R23	Variâncias iguais assumidas	1,307	0,257	6,720	66,000	0,000	0,934	0,139	0,656	1,211	Manter
	Variâncias iguais não assumidas			6,720	55,125	0,000	0,934	0,139	0,655	1,212	
R39	Variâncias iguais assumidas	14,664	0,000	-3,559	66,000	0,001	-0,561	0,158	-0,876	-0,246	Manter
	Variâncias iguais não assumidas			-3,559	45,771	0,001	-0,561	0,158	-0,878	-0,244	

Anexo C - Informação Relativa às Empresas Usadas na Construção do Modelo

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 5: Balanço médio das empresas usadas na construção do modelo (em €)

Balanço - Construção	Ativas	Insolventes
Ativos fixos tangíveis	364 374	70 168
Propriedades de investimento	4 746	0
Goodwill	0	0
Ativos intangíveis	2 951	9 079
Ativos biológicos	0	0
Participações financeiras - método da equivalência patrimonial	5 711	0
Participações financeiras - outros métodos	9 416	0
Acionistas/sócios	14 268	19 719
Outros ativos financeiros	7 148	169
Ativos por impostos diferidos	0	0
Investimentos financeiros	3 893	605
Total do ativo não corrente	412 509	99 739
Inventários	325 374	36 355
Ativos biológicos	0	0
Clientes	478 532	107 471
Adiantamentos a fornecedores	268	0
Estado e outros entes públicos	24 168	6 170
Acionistas/sócios	467	0
Outras contas a receber	40 124	33 021
Diferimentos	3 479	1 919
Ativos financeiros detidos para negociação	29 457	0
Outros ativos financeiros	79 665	11
Ativos não correntes detidos para venda	0	0
Outros ativos correntes	0	20 991
Caixa e depósitos bancários	591 905	44 342
Total do ativo corrente	1 573 439	250 280
Total do ativo	1 985 948	350 019
Capital realizado	140 103	22 881
Ações (quotas) próprias	0	0
Outros instrumentos de capital próprio	88 077	11 908
Prémios de emissão	0	0
Reservas legais	46 284	4 021
Outras reservas	715 601	21 075
Resultados transitados	532 902	-22 472
Ajustamentos em ativos financeiros	0	0
Excedentes de revalorização	4 401	651
Outras variações no capital próprio	3 369	11 569
Soma	1 530 735	49 634
Resultado líquido do período	89 123	-12 901
Dividendos antecipados	0	0
Total do capital próprio	1 619 857	36 733
Provisões	723	0
Financiamentos obtidos-não corrente	17 196	53 076
Responsabilidades por benefícios pós-emprego	1 471	0
Passivos por impostos diferidos	0	0
Outras contas a pagar	0	23 496
Total do passivo não corrente	19 390	76 572
Fornecedores	174 629	88 303
Adiantamentos de clientes	1 231	3 593
Estado e outros entes públicos	41 237	79 370
Acionistas/sócios	12 589	7 472
Financiamentos obtidos-corrente	25 319	31 441
Outras contas a pagar	90 658	15 415
Diferimentos	419	639
Passivos financeiros detidos para negociação	0	0
Outros passivos financeiros	620	1 704
Passivos não correntes detidos para venda	0	0
Outros passivos correntes	0	8 778
Total do passivo corrente	346 701	236 714
Total do passivo	366 091	313 287
Total do capital próprio e do passivo	1 985 948	350 019

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 6: Demonstração dos resultados médio das empresas usadas na construção do modelo (em €)

Demonstração dos Resultados - Construção	Ativas	Insolventes
Vendas e serviços prestados	1 752 058	416 407
Subsídios à exploração	1 103	1 163
Ganhos/Perdas imputados de subsidiárias, associadas e empreendimentos conjuntos	-3	0
Variação nos inventários da produção	-10 230	1 568
Trabalhos para a própria entidade	145	0
Custos das mercadorias vendidas e das matérias consumidas	-792 905	-127 247
Fornecimentos e serviços externos	-389 899	-89 524
Gastos com pessoal	-379 227	-189 221
Imparidade de inventários (perdas/reversões)	24	0
Imparidade de dívidas a receber (perdas/reversões)	-6 367	-629
Provisões (aumentos/reduções)	0	0
Imparidade de investimentos não depreciáveis/amortizáveis (perdas/reversões)	0	0
Outras imparidades (perdas/reversões)	0	-191
Aumentos/reduções de justo valor	5 406	0
Outros rendimentos e ganhos	31 576	3 136
Outros gastos e perdas	-14 652	-8 725
Resultado antes de depreciações, gastos de financiamento e impostos (=)	197 029	6 737
Gastos/reversões de depreciação e de amortização	-75 193	-11 266
Imparidade de investimentos depreciáveis/amortizáveis (perdas/reversões)	0	0
Resultado operacional	121 836	-4 528
Juros e rendimentos similares obtidos	88	1
Juros e gastos similares suportados	-912	-6 083
Resultado antes de impostos	121 011	-10 610
Imposto sobre o rendimento do período	-31 888	-2 291
Resultado líquido do período	89 123	-12 901

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 7: Rácios financeiros médios das empresas usadas na construção do modelo (em unidades)

Rácios - Construção	Ativas	Insolventes
R1	4,735	1,204
R2	0,605	-0,318
R3	5,622	1,328
R4	0,266	1,235
R5	6,704	1,271
R6	0,739	-0,087
R7	0,816	0,001
R8	5,704	0,271
R9	0,278	0,326
R10	3,814	15,439
R11	3,344	1,067
R12	0,314	0,129
R13	50,367	0,797
R14	4,637	0,876
R15	0,027	0,289
R16	0,023	0,248
R17	0,614	0,002
R18	142,690	0,014
R19	0,726	-0,495
R20	0,143	0,094
R21	0,175	0,068
R22	0,110	0,126
R23	5,376	4,443
R24	2,548	0,537
R25	0,675	0,140
R26	0,175	0,678
R27	0,184	0,999
R28	0,236	2,273
R29	1,085	-3,340
R30	0,048	-0,057
R31	0,029	-0,333
R32	0,054	-0,026
R33	0,065	-0,024
R34	0,423	-0,015
R35	0,055	-0,012
R36	0,055	-0,012
R37	41568,197	-1,911
R38	1,091	-0,219
R39	0,887	1,448
R40	8,058	78,844

Legenda: Os rácios financeiros assinalados a cinzento-escuro fazem parte da função discriminante.

Anexo D - Informação Relativa às Empresas Usadas para Validar o Modelo

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 8: Balanço médio das empresas usadas para validar o modelo (em €)

Balanço - Validação	Ano N-1 (2018)		Ano N-2 (2017)		Ano N-3 (2016)	
	Ativas	Insolventes	Ativas	Insolventes	Ativas	Insolventes
Ativos fixos tangíveis	515 516	257 387	508 400	264 065	439 696	206 278
Propriedades de investimento	24 710	0	24 733	0	7 028	0
Goodwill	0	0	0	0	0	0
Ativos intangíveis	12 002	1 875	10 357	1 232	7 871	828
Ativos biológicos	0	0	0	0	0	0
Participações financeiras - método da equivalência patrimonial	13 145	0	12 929	0	12 842	0
Participações financeiras - outros métodos	1 033	432	710	232	20	0
Acionistas/sócios	8 655	7 591	11 645	5 185	9 174	5 276
Outros ativos financeiros	1 943	318	3 997	554	2 899	457
Ativos por impostos diferidos	4 695	0	3 294	12 428	1 882	0
Investimentos financeiros	3 081	1 702	2 660	1 555	1 975	953
Total do ativo não corrente	584 780	269 305	578 726	285 252	483 387	213 792
Inventários	439 109	93 876	397 482	163 530	364 238	139 128
Ativos biológicos	0	0	0	0	0	0
Clientes	580 076	242 859	598 392	300 171	585 570	362 515
Adiantamentos a fornecedores	4 088	435	3 208	680	2 459	1 212
Estado e outros entes públicos	51 833	15 433	60 208	12 876	60 182	39 462
Acionistas/sócios	5 465	6 969	8 919	12 899	6 574	15 724
Outras contas a receber	171 368	24 600	125 900	31 015	106 631	36 740
Diferimentos	12 225	1 604	8 629	2 401	6 249	14 300
Ativos financeiros detidos para negociação	6 289	670	6 056	503	5 849	497
Outros ativos financeiros	1 004	370	3 743	236	1 009	794
Ativos não correntes detidos para venda	0	0	0	0	0	0
Outros ativos correntes	15 629	12 564	17 065	9 525	32	5 843
Caixa e depósitos bancários	267 759	38 366	265 055	63 081	256 766	59 822
Total do ativo corrente	1 554 845	437 747	1 494 656	596 917	1 395 558	676 038
Total do ativo	2 139 625	707 052	2 073 383	882 169	1 878 945	889 830
Capital realizado	138 626	23 107	135 018	23 107	131 503	23 107
Ações (quotas) próprias	-34	-6 758	-34	-6 758	-34	-6 758
Outros instrumentos de capital próprio	37 649	30 032	37 302	32 358	33 556	26 967
Prémios de emissão	0	0	0	0	0	0
Reservas legais	47 819	14 208	33 855	14 065	25 598	13 597
Outras reservas	412 924	64 653	378 377	63 976	336 364	57 758
Resultados transitados	173 409	-139 053	142 553	-32 517	105 490	3 114
Ajustamentos em ativos financeiros	783	0	783	0	798	0
Excedentes de revalorização	36 218	5 117	36 659	5 117	15 620	601
Outras variações no capital próprio	26 207	-15 086	27 776	547	3 778	12 704
Soma	873 601	-23 779	792 288	99 895	652 674	131 091
Resultado líquido do período	105 741	-145 373	101 237	-16 458	110 507	-12 499
Dividendos antecipados	0	0	0	0	0	0
Total do capital próprio	979 342	-169 152	893 525	83 437	763 181	118 592
Provisões	149	0	0	0	176	0
Financiamentos obtidos-não corrente	267 881	193 128	322 367	107 587	299 284	81 911
Responsabilidades por benefícios pós-emprego	735	0	735	0	676	0
Passivos por impostos diferidos	2 762	69	1 833	69	284	0
Outras contas a pagar	35 717	25 474	7 878	39 675	20 543	83 700
Total do passivo não corrente	307 244	218 671	332 813	147 331	320 963	165 611
Fornecedores	378 240	294 614	395 234	306 108	395 630	347 040
Adiantamentos de clientes	893	23	2 534	0	1 794	0
Estado e outros entes públicos	48 609	130 433	46 742	86 980	48 971	65 809
Acionistas/sócios	12 277	0	10 751	0	11 612	0
Financiamentos obtidos-corrente	267 704	135 311	211 703	140 293	213 153	122 715
Outras contas a pagar	142 757	85 229	173 584	110 723	108 011	66 291
Diferimentos	2 291	4 121	3 899	461	8 629	987
Passivos financeiros detidos para negociação	0	0	0	0	6 009	0
Outros passivos financeiros	3	0	1 970	0	591	0
Passivos não correntes detidos para venda	0	0	0	0	0	0
Outros passivos correntes	265	7 802	628	6 836	401	2 786
Total do passivo corrente	853 038	657 534	847 045	651 401	794 801	605 627
Total do passivo	1 160 283	876 204	1 179 858	798 731	1 115 764	771 238
Total do capital próprio e do passivo	2 139 625	707 052	2 073 383	882 169	1 878 945	889 830

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 9: Demonstração dos resultados médio das empresas usadas para validar o modelo (em €)

Demonstração dos Resultados - Validação	Ano N-1 (2018)		Ano N-2 (2017)		Ano N-3 (2016)	
	Ativas	Insolventes	Ativas	Insolventes	Ativas	Insolventes
Vendas e serviços prestados	2 333 319	900 975	2 353 016	1 110 256	2 197 422	1 115 475
Subsídios à exploração	10 432	3 604	4 092	5 948	5 540	1 822
Ganhos/Perdas imputados de subsidiárias, associadas e empreendimentos conjuntos	172	0	122	208	-251	0
Variação nos inventários da produção	24 622	-7 121	18 726	-10 090	14 563	3 615
Trabalhos para a própria entidade	1 149	0	893	1 263	411	0
Custos das mercadorias vendidas e das matérias consumidas	-1 191 587	-498 193	-1 221 456	-551 068	-1 138 421	-620 287
Fornecimentos e serviços externos	-474 095	-152 658	-465 848	-168 516	-430 055	-161 906
Gastos com pessoal	-482 999	-293 393	-472 839	-334 162	-425 630	-293 282
Imparidade de inventários (perdas/reversões)	-222	0	-776	0	-407	0
Imparidade de dívidas a receber (perdas/reversões)	-7 323	-7 003	-3 268	-12 352	-4 298	-987
Provisões (aumentos/reduções)	-149	0	0	0	1 129	627
Imparidade de investimentos não depreciáveis/amortizáveis (perdas/reversões)	0	0	0	0	48	0
Outras imparidades (perdas/reversões)	19	0	0	0	0	0
Aumentos/reduções de justo valor	-9	0	-89	0	-391	-441
Outros rendimentos e ganhos	53 173	13 055	38 699	9 319	29 714	27 529
Outros gastos e perdas	-42 932	-37 307	-31 276	-23 223	-28 117	-17 330
Resultado antes de depreciações, gastos de financiamento e impostos (=)	223 570	-78 043	219 996	27 583	221 260	54 833
Gastos/reversões de depreciação e de amortização	-78 432	-44 132	-78 226	-40 657	-69 201	-52 193
Imparidade de investimentos depreciáveis/amortizáveis (perdas/reversões)	0	0	0	0	0	0
Resultado operacional	145 138	-122 175	141 771	-13 075	152 059	2 641
Juros e rendimentos similares obtidos	2	0	12	2	32	1
Juros e gastos similares suportados	-13 871	-7 386	-14 619	-12 311	-15 009	-10 700
Resultado antes de impostos	131 269	-129 561	127 164	-25 384	137 083	-8 059
Imposto sobre o rendimento do período	-25 527	-15 812	-25 926	8 926	-26 576	-4 440
Resultado líquido do período	105 741	-145 373	101 237	-16 458	110 507	-12 499

Previsão de insolvência:
Um modelo para as empresas pertencentes à Indústria do Couro e dos Produtos de Couro

Tabela A 10: Rácios financeiros médios das empresas usadas para validar o modelo (em unidades)

Rácios - Validação	Ano N-1 (2018)		Ano N-2 (2017)		Ano N-3 (2016)	
	Ativas	Insolventes	Ativas	Insolventes	Ativas	Insolventes
R1	2,056	0,887	2,071	1,027	1,496	1,865
R2	0,187	-2,927	0,153	-0,279	0,146	-0,189
R3	2,558	1,092	2,548	1,319	1,978	2,075
R4	0,644	1,262	0,778	0,966	1,054	3,627
R5	2,012	0,981	1,944	1,337	1,827	1,246
R6	0,397	-2,683	0,367	-0,029	0,322	0,036
R7	0,464	-2,601	0,432	0,022	0,396	0,083
R8	1,012	-0,019	0,944	0,337	0,827	0,246
R9	0,351	0,302	0,352	0,290	0,364	0,347
R10	5,492	6,196	21,974	8,009	10,027	15,548
R11	1,208	1,227	0,999	1,429	4,456	1,307
R12	0,135	0,141	0,138	0,168	0,159	0,147
R13	643,071	0,442	3,457	0,714	2,646	2,809
R14	1,581	0,728	1,405	0,930	1,395	1,409
R15	0,309	-0,510	0,336	0,451	0,340	0,484
R16	0,224	0,319	0,233	0,234	0,233	0,215
R17	0,322	-2,680	0,300	-0,120	0,281	0,070
R18	4308,281	-42,303	6,446	-20,411	5,673	-0,090
R19	0,512	-0,512	0,438	-0,437	0,254	0,059
R20	0,188	0,127	0,174	0,175	0,180	0,131
R21	0,235	0,150	0,214	0,242	0,214	0,130
R22	0,088	0,192	0,086	0,175	0,093	0,158
R23	5,524	4,791	5,532	4,914	5,435	4,887
R24	1,217	0,578	1,181	0,282	1,340	0,541
R25	0,305	0,261	0,273	0,150	0,270	0,126
R26	0,401	3,355	0,421	0,819	0,469	0,658
R27	0,536	3,601	0,568	0,978	0,604	0,917
R28	1,351	5,271	1,693	3,926	2,987	9,561
R29	1,963	-7,686	2,129	6,590	2,352	4,859
R30	0,124	0,112	0,135	-0,428	0,069	-0,320
R31	0,035	-0,382	0,037	-0,083	0,035	-0,021
R32	0,066	-1,167	0,067	-0,054	0,073	-0,051
R33	0,156	0,326	0,164	-0,472	0,107	-0,258
R34	0,204	-0,176	0,163	-0,013	0,216	-0,032
R35	0,072	-1,155	0,073	-0,042	0,079	-0,037
R36	0,072	-1,155	0,073	-0,042	0,079	-0,037
R37	95,346	-31,649	67,583	-14,626	196088,204	0,223
R38	2,324	-13,579	2,461	0,270	3,010	6,999
R39	1,203	2,386	1,232	1,635	1,311	1,603
R40	29,681	101,030	35,147	55,472	28,218	75,910

Legenda: Os rácios financeiros assinalados a cinzento-escuro fazem parte da função discriminante.