

Universidades Lusíada

Moreira, Cândido Jorge Peres, 1985-

Previsão de falência : melhoria da eficiência na utilização da informação económica e financeira

<http://hdl.handle.net/11067/6391>

Metadados

Data de Publicação

2022

Resumo

As recorrentes e cada vez mais devastadoras crises trazem à actualidade o interesse da investigação sobre as causas influenciadoras da saúde empresarial e em particular da destruição das empresas personificadas no conceito de falência empresarial, cujo crescimento é fruto dos tempos difíceis que vivemos. Aquilo a que nos propomos, além da revisão dos conceitos teóricos e das práticas no que concerne a esta temática, é a criação de modelos que procurem respeitar o preconizado por Bellovary et al...

The recurring and increasingly devastating crises bring to the present time the interest in research on the influential causes of corporate health and in particular the destruction of companies personified in the concept of corporate bankruptcy, whose growth, is a result of the difficult times we are experiencing. This research intent, in addition to the review of theoretical concepts and practices regarding this topic, the construction of models that seek to follow what is advocated by Bellovary...

Palavras Chave

Empresas - Falência - Previsões, Empresas - Falência - Modelos matemáticos

Tipo

doctoralThesis

Revisão de Pares

Não

Coleções

[ULL-FCEE] Teses

Esta página foi gerada automaticamente em 2024-04-19T01:31:08Z com informação proveniente do Repositório



UNIVERSIDADE LUSÍADA
FACULDADE DE CIÊNCIAS DA ECONOMIA E DA EMPRESA
Doutoramento em Gestão

**Previsão de falência: melhoria da eficiência na utilização da
informação económica e financeira**

Realizado por:
Mestre Cândido Jorge Peres Moreira

Orientado por:
Prof. Doutor Mário Alexandre Guerreiro Antão

Constituição do Júri:

Presidente:	Prof. Doutor Afonso Filipe Pereira d'Oliveira Martins
Orientador:	Prof. Doutor Mário Alexandre Guerreiro Antão
Arguente:	Prof. Doutor Eduardo Rui Viana Barbas de Albuquerque
Arguente:	Prof. Doutor Joaquín Teixeira Quirós
Vogal:	Prof. Doutor Hélder Manuel Gomes Reis
Vogal:	Prof. Doutor Luís António de Castro Valadares Tavares
Vogal:	Prof. Doutor Nuno Miguel Simões Venes

Tese aprovada em: 25 de Março de 2022

Lisboa

2022



U N I V E R S I D A D E L U S Í A D A

FACULDADE DE CIÊNCIAS DA ECONOMIA E DA EMPRESA

Doutoramento em Gestão

**Previsão de falência: melhoria da eficiência na
utilização da informação económica e financeira**

Cândido Jorge Peres Moreira

Versão Corrigida

Lisboa

junho 2022



U N I V E R S I D A D E L U S Í A D A

FACULDADE DE CIÊNCIAS DA ECONOMIA E DA EMPRESA

Doutoramento em Gestão

**Previsão de falência: melhoria da eficiência na
utilização da informação económica e financeira**

Cândido Jorge Peres Moreira

Versão Corrigida

Lisboa

junho 2022

Cândido Jorge Peres Moreira

Previsão de falência: melhoria da eficiência na utilização da informação económica e financeira

Tese apresentada à Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa da Universidade Lusíada para a obtenção do grau de Doutor em Gestão.

Orientador: Prof. Doutor Mário Alexandre Guerreiro Antão

Versão Corrigida

Lisboa

junho 2022

FICHA TÉCNICA

Autor Cândido Jorge Peres Moreira
Orientador Prof. Doutor Mário Alexandre Guerreiro Antão
Título Previsão de falência: melhoria da eficiência na utilização da informação económica e financeira
Local Lisboa
Ano 2021

MEDIATECA DA UNIVERSIDADE LUSÍADA - CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO

MOREIRA, Cândido Jorge Peres, 1985-

Previsão de falência : melhoria da eficiência na utilização da informação económica e financeira / Cândido Jorge Peres Moreira ; orientado por Mário Alexandre Guerreiro Antão. - Lisboa : [s.n.], 2021. - Tese de doutoramento em Gestão, Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa da Universidade Lusíada.

I - ANTÃO, Mário Alexandre Guerreiro, 1965-

LCSH

1. Empresas - Falência - Previsões
2. Empresas - Falência - Modelos matemáticos
3. Universidade Lusíada. Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa - Teses
4. Teses - Portugal - Lisboa

1. Business failures - Forecasting
2. Business failures - Mathematical models
3. Universidade Lusíada. Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa - Dissertations
4. Dissertations, Academic - Portugal - Lisbon

LCC

1. HG3761.M67 2021

AGRADECIMENTOS

Não me seria de todo possível escrever uma só palavra sem citar Saraiva (2011, s. p.) que nos diz

o que numa altura destas toda agente diz é «muito obrigado, muito obrigado», toda a gente diz mas ninguém sente. Ninguém aqui está obrigado. Estamos aqui todos de livre vontade. Não é obrigado, é agradecido, agradecido é que nós queremos dizer. Muito agradecido a todos os que aqui estão.

Foi sem sombra de dúvidas uma viagem única, onde, sem a menor questão, citando novamente Saraiva (2011, s. p.), “nas ladeiras da vida, [...] algumas [...] não têm sido muito fáceis de descer”.

Que este caminho seja luz, ramo de oliveira e exemplo, por ti Ana e para ti Carolina, que dás passos, ainda tão joviais, no teu próprio caminho.

É este o fórum para, antes de tudo o resto, de forma plural, sem esquecer ninguém, agradecer profundamente a todos os que, muito ou pouco, directa ou indirectamente, consciente ou inconscientemente, com gestos maiores ou pequenos detalhes, contribuíram para fazer a diferença e, principalmente, para que tenha sido possível chegar até este momento.

Todavia, é imperativo e incontornável que reconheça individualmente, sublinhando a minha gratidão, em particular, à generosidade recebida de algumas pessoas e instituições.

Primeiramente ao meu orientador. Professor Doutor Mário Alexandre Guerreiro Antão, pelo apoio recorrente e inquestionável, disponibilidade e empenho, estímulo, amizade, camaradagem e profissionalismo, sempre com um espírito de partilha de conhecimento no trilhar do caminho que culminou na presente tese.

Aos Professores Arménio Fernandes Breia, Jaime Raul Seixas Fonseca e Maria Manuela Marques Faia Correia por todos os desafios, a paciência e apoio de sistematização, debate de ideias e generosidade de partilha que me levaram a progredir e a adquirir competências incontornáveis que levo deste trabalho.

Aos colegas, amigos e companheiros, destas e de outras guerras, Cristóvão, César, Hélio, José, Pedro e Ricardo, que desde sempre me acompanharam e suportaram nas inseguranças e momentos menos fáceis, e que em todos eles estiveram disponíveis, sem pestanejar, com uma palavra e ombro amigo na partilha de ideias, agruras e sucessos.

Aos meus alunos, orientandos e monitores, que em tantos momentos se debateram contra o tempo e que com as suas próprias dúvidas e desafios contribuíram para que mantivesse o folgo no avanço, num sentimento de exemplo e sentido de missão para com eles que, tendem como Isaac Newton, a dizer que “se vi mais longe, foi por estar aos ombros de gigantes”, ainda que largamente se excedam na generosidade das suas palavras.

E antes de todos eles ao Carlos, meu pai e a ti minha Mãe, que na sua vontade de me verem chegar mais longe, sempre me estimularam e de mim quiseram nada menos que o melhor, sendo tantas as vezes em que, por largos dias, só falava e respirava este tema.

Ao Professor Doutor Mário Caldeira Dias, Dr. Fernando Duarte e Dr. Hélder Machado, por toda a disponibilidade e apoio institucional, procedimental e administrativo.

Ao Instituto Politécnico de Lisboa, em particular ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, minha eterna casa, e à Universidade Lusíada de Lisboa pela forma cuidada, organizada e generosa como sempre me disponibilizaram todos os recursos imprescindíveis para a realização deste trabalho.

A todos os amigos, de ontem, hoje e de sempre, colegas do ISCAL, da IGEC e do IST, por toda a sua inquestionável disponibilidade e inexcedível camaradagem e companheirismo.

E, antes de tudo, a ti, pelas horas ombro a ombro, lado a lado, aqui e lá, madrugadas longas de horas sem fim, de volta de letras e números, páginas e páginas, por entre desafios e vitórias, sempre com um sorriso nos lábios e um brilho no olhar, dando de ti tanto quanto tinhas para poderes comigo chegar a bom porto.

A estes e muitos mais,

O meu mais profundo e honesto agradecimento,

Bem-hajam.

RESUMO

As recorrentes e cada vez mais devastadoras crises trazem à actualidade o interesse da investigação sobre as causas influenciadoras da saúde empresarial e em particular da destruição das empresas personificadas no conceito de falência empresarial, cujo crescimento é fruto dos tempos difíceis que vivemos.

Aquilo a que nos propomos, além da revisão dos conceitos teóricos e das práticas no que concerne a esta temática, é a criação de modelos que procurem respeitar o preconizado por Bellovary et al. (2007) na senda da obtenção da melhoria da sua capacidade predictiva ou da diminuição dos erros na classificação de entidades.

Com o objectivo de potenciar uma análise transectorial e transnacional, tomámos por amostra empresas europeias, das secções CAE C – Indústrias Transformadoras, F – Construção e G – Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis.

Propomos partir dos indicadores económico-financeiros mais comuns, incluir outros de carácter macroeconómico e todos os demais, possíveis de criar por combinação das rubricas das “Demonstrações Financeiras”, a fim de encontrar outros rácios com capacidade predictiva que não tenham, ainda, sido identificados.

Por fim, estudaram-se as formas de separação inicial das empresas na criação de funções, observando novos critérios, bem como a sua influência na performance dos modelos.

Verificámos, para as empresas em estudo, a possibilidade de um modelo transnacional e sectorial, bem como existência de potencial explicativo em novos indicadores, na sua maioria de cariz macroeconómico, melhorando a capacidade predictiva das funções.

Observámos ainda que a separação de empresas com recurso ao critério da materialidade do “Capital Próprio”, em lugar dos tradicionais, optimiza a previsão da falência empresarial.

Palavras-chave: Falência Empresarial, Materialidade, Transnacional, Multisectorial, Regressão Logística Binária

ABSTRACT

The recurring and increasingly devastating crises bring to the present time the interest in research on the influential causes of corporate health and in particular the destruction of companies personified in the concept of corporate bankruptcy, whose growth, is a result of the difficult times we are experiencing.

This research intent, in addition to the review of theoretical concepts and practices regarding this topic, the construction of models that seek to follow what is advocated by Bellovary et al. (2007) to obtain improvements in their predictive ability or the decrease of the entities' classification errors.

With the overall objective a cross-sectoral and transnational analysis, we sampled portuguese, french and romanian entities, with main activity in the sections NACE C - Transforming Industries, F - Construction and G - Wholesale and Retail, Repair of Motor Vehicles and Motorcycles.

We propose to start from the economic-financial indicators most used, include others of a macroeconomic nature, and add the ones that could be built by combining the items in the Financial Statements, in order to discover the possible existence of ratios with predictive capacity that may have not been yet identified.

Finally, we studied, in the models' construction process, the companies' initial separation technics, observing a new criterion, as well as its influence on the models' performance.

We observed, for the companies under study, the possibility of a transnational and sectoral model, as well as the existence of explanatory potential of new indicators, mostly from a macroeconomic background, improving the models' predictive capacity.

We also observed that the separation of companies with a criterion of "Equity" materiality, instead of the traditional ones, optimizes the corporate bankruptcy forecast.

Keywords: Corporate Bankruptcy, Materiality, Transnational, Multisectoral, Binary Logistic Regression

ÍNDICE GERAL

AGRADECIMENTOS	I
RESUMO	IV
ABSTRACT	V
ÍNDICE GERAL	VII
ÍNDICE DE EQUAÇÕES	X
ÍNDICE DE FIGURAS	XIII
ÍNDICE DE GRÁFICOS	XV
ÍNDICE DE QUADROS	XVII
ÍNDICE DE TABELAS	XIX
LISTA DE ABREVIATURAS	XXI
PARTE I – ENQUADRAMENTO TEÓRICO	1
CAPÍTULO 1 – APRESENTAÇÃO DA INVESTIGAÇÃO	3
1.1. INTRODUÇÃO	3
1.2. APRESENTAÇÃO DO TEMA	5
1.3. OBJECTIVOS.....	6
1.4. PERGUNTA DE PARTIDA E PERGUNTAS DERIVADAS DE INVESTIGAÇÃO	8
1.5. PERCURSO DE INVESTIGAÇÃO	8
1.6. ESTRUTURA DA TESE	10
CAPÍTULO 2 – CONCEITO E CONTEXTUALIZAÇÃO DA FALÊNCIA EMPRESARIAL	11
2.1. INTRODUÇÃO	11
2.2. CONCEITO DE FALÊNCIA EMPRESARIAL E A SUA EVOLUÇÃO	11
2.2.1. INSOLVÊNCIA	14
2.2.2. FALÊNCIA ECONÓMICA	14
2.2.3. FALÊNCIA FINANCEIRA	15
2.2.4. PROTECÇÃO DE CREDORES E VALOR DA EMPRESA COMO MASSA FALIDA	16
2.2.5. EVOLUÇÃO CONCEPTUAL	19
2.2.6. QUADRO LEGAL PORTUGUÊS	20
2.3. SISTEMA DE PRESTAÇÃO DE CONTAS	24
2.3.1. O NORMATIVO.....	24

2.3.2. A AUDITORIA E REVISÃO DE CONTAS.....	28
2.3.3. A MATERIALIDADE COMO BARREIRA CRÍTICA	29
2.4. ANÁLISE ECONÓMICO-FINANCEIRA	32
2.4.1. A VISÃO TRADICIONAL	32
2.4.2. A VISÃO DINÂMICA.....	34
CAPÍTULO 3 – TÉCNICAS DE PREVISÃO DA FALÊNCIA EMPRESARIAL.....	37
3.1. PERSPECTIVA GERAL DAS PRINCIPAIS TÉCNICAS.....	37
3.1.1. MODELOS ESTATÍSTICOS	38
3.1.2. MODELOS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E SISTEMAS ESPECIALIZADOS (IASE) ..	44
3.1.3. MODELOS TEÓRICOS	48
3.2. FUNDAMENTO DA OPÇÃO PELOS MODELOS ESTATÍSTICOS.....	50
3.3. ANÁLISE DISCRIMINANTE EM DETALHE	52
3.3.1. UNIVARIÁVEL.....	54
3.3.2. MULTIVARIÁVEL	56
3.4. OS MODELOS ANALISADOS.....	60
3.4.1. DISTRIBUIÇÃO GEOGRÁFICA E SECTORIAL.....	60
3.4.2. CARACTERÍSTICAS DAS AMOSTRAS E DAS FUNÇÕES DEDUZIDAS	63
3.4.3. A VOLATILIDADE DOS INDICADORES ECONOMICO FINANCEIROS	66
3.4.4. SÍNTESE DOS ASPECTOS CHAVE.....	74
PARTE II – PARTE PRÁTICA.....	77
CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA	79
4.1. INTRODUÇÃO.....	79
4.2. OBJECTO E OBJECTIVOS DO ESTUDO	79
4.3. PERGUNTAS DERIVADAS DE INVESTIGAÇÃO.....	80
4.4. PROCESSO METODOLÓGICO.....	81
4.4.1. CRITÉRIOS PARA SELECÇÃO DE AMOSTRAS	81
4.4.2. COMPOSIÇÃO DAS BASES DE DADOS RECOLHIDAS	82
4.4.3. CONSTRUÇÃO E VALIDAÇÃO DOS MODELOS	85
4.5. CARACTERIZAÇÃO DO UNIVERSO.....	86
4.5.1. GEOGRAFIAS EM ESTUDO	87
4.5.2. OS SECTORES (SECÇÕES CAE) EM ESTUDO	98
4.6. AMOSTRA E TRATAMENTO DE DADOS	100
4.6.1. RECOLHA DE DADOS	100
4.6.2. TRATAMENTO DE <i>OUTLIERS</i> E SINTETIZAÇÃO DE INDICADORES	102
4.6.3. AMOSTRAS FINAIS	106
4.7. MODELOS PARA TESTE DE EFICIÊNCIA DAS FUNÇÕES A GERAR	110

4.7.1. FUNÇÕES MONOSSECTORIAIS	110
4.7.2. FUNÇÃO MULTISSECTORIAL.....	115
4.7.3. MODELOS DE ALTMAN	116
4.7.4. RESUMO DOS MODELOS A UTILIZAR NA VALIDAÇÃO DE EFICIÊNCIA.....	117
CAPÍTULO 5 – RESULTADOS DA CONSTRUÇÃO DOS MODELOS	119
5.1. INTRODUÇÃO	119
5.2. FUNÇÕES GERADAS	120
5.2.1. VELHO PONTO DE CORTE (VPC).....	121
5.2.2. PONTO DE CORTE LEGAL (PCL).....	128
5.2.3. NOVO PONTO DE CORTE (NPC).....	129
5.2.4. INDICADORES MAIS FREQUENTES E RELEVANTES DOS MODELOS GERADOS.....	131
5.3. TESTES DE EFICIÊNCIA	133
5.3.1. <i>HOLD-OUT SAMPLE</i> E ESTABILIDADE TEMPORAL	134
5.3.2. FORMULAÇÕES PROVENIENTES DE ESTUDOS ANTERIORES	138
5.3.3. PRINCIPAIS RESULTADOS.....	147
CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES.....	149
6.1. INTRODUÇÃO	149
6.2. RESPOSTA ÀS PERGUNTAS DERIVADAS DE INVESTIGAÇÃO.....	149
6.3. RESPOSTA À PERGUNTA DE PARTIDA DA INVESTIGAÇÃO.....	159
6.4. CONCLUSÕES GERAIS.....	162
6.5. LIMITAÇÕES DA INVESTIGAÇÃO.....	165
6.6. PERSPECTIVAS FUTURAS.....	166
6.7. FECHO	167
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	169
BIBLIOGRAFIA	185
APÊNDICES	197
APÊNDICE A – INDICADORES PRESENTES NOS MODELOS RECOLHIDOS	199
APÊNDICE B – RUBRICAS PRESENTES NAS DEMONSTRAÇÕES FINANCEIRAS, INFORMAÇÃO COMPLEMENTAR E MACROECONÓMICA.....	203
APÊNDICE C – INDICADORES MAIS FREQUENTEMENTE UTILIZADOS NA ANÁLISE FINANCEIRA EM PORTUGAL	205
APÊNDICE D – INDICADORES SELECIONADOS POR CLUSTER PARA DERIVAÇÃO DE FUNÇÕES.....	207
APÊNDICE E – ÍNDICE GLOBAL DE INDICADORES.....	216
APÊNDICE F – OUTPUTS SPSS: DERIVAÇÃO DE FUNÇÕES	222

ÍNDICE DE EQUAÇÕES

Equação 1 - Visão Tradicional da Falência	11
Equação 2 - Valor de Mercado da Empresa.....	18
Equação 3 - Regressão Linear: Tipo de Função	40
Equação 4 - Logaritmo Natural ou Neperiano das Probabilidades.....	42
Equação 5 - Regressão Logística.....	42
Equação 6 - Probabilidade de Ocorrência de um Evento.....	42
Equação 7 - Combinação Linear de Variáveis Discriminantes	57
Equação 8 - <i>Isolation Forest</i> : Função do Score de Anomalia.....	105
Equação 9 - Modelo Monelos, Sanchez e Lopez	112
Equação 10 - Modelo Carvalho das Neves e Silva.....	113
Equação 11 - Modelo Carvalho das Neves	114
Equação 12 - Modelo Lizarraga.....	114
Equação 13 - Modelo Alaminos, del Cascilo e Fernandez	115
Equação 14 - Modelo Z-Score 1983.....	116
Equação 15 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Portugal.....	121
Equação 16 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE C - Indústrias Transformadoras	123
Equação 17 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE F - Construção.....	124
Equação 18 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos	125
Equação 19 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Global.....	127
Equação 20 - Detalhe da Função Derivada: Amostra PCL Portugal.....	128
Equação 21 - Detalhe da Função Derivada: Amostra NPC Portugal	130

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 - Fluxograma do Processo Especial de Revitalização (PER) 22

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Relação Entre Probabilidade de Falência e Valor dos Rácios Financeiros	44
Gráfico 2 - União Europeia: Evolução da Balança Comercial e <i>Deficit per Capita</i>	88
Gráfico 3 - União Europeia: Evolução das Principais Taxas de Câmbio (Média Anual)	89
Gráfico 4 - União Europeia: Principais Indicadores (%).....	89
Gráfico 5 - União Europeia: Constituição Média do Tecido Empresarial, Forma Jurídica (2010-2016)	90
Gráfico 6 - União Europeia: Constituição Média do Tecido Empresarial, Dimensão (2010-2016)	91
Gráfico 7 - Portugal: Evolução da Balança Comercial e <i>Deficit per Capita</i>	92
Gráfico 8 - Portugal: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)....	93
Gráfico 9 - França: Evolução da Balança Comercial e <i>Deficit per Capita</i>	94
Gráfico 10 - França: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)....	94
Gráfico 11 - Roménia: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)..	96
Gráfico 12 - Roménia: Evolução da Balança Comercial e <i>Deficit per Capita</i>	97
Gráfico 13 - Aplicação da Técnica <i>Isolation Forest</i>	104
Gráfico 14 - <i>Performance</i> Comparada de Modelos: VPC Portugal, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012).....	139
Gráfico 15 - <i>Performance</i> Comparada de Modelos: VPC CAE C, Altman (1983) e Monelos, Sanchez e Lopez (2011).....	140
Gráfico 16 - <i>Performance</i> Comparada Modelos: VPC CAE F, Altman (1983) e Carvalho das Neves e Silva (1998)	140
Gráfico 17 - <i>Performance</i> Comparada Modelos: VPC CAE G, Altman (1983) e Lizarraga (1998)	141
Gráfico 18 - <i>Performance</i> Comparada Modelos: VPC Global, Altman (1983) e Fernandez-Gaméz e Alaminos (2016) (Europa)	142
Gráfico 19 - <i>Performance</i> Comparada Modelos: PCL Portugal, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012).....	143
Gráfico 20 - <i>Performance</i> Comparada Modelos: NPC Portugal, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012).....	144
Gráfico 21 - <i>Performance</i> Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL.....	145

Gráfico 22 - *Performance* Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL –
Falidas 146

Gráfico 23 - *Performance* Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL – Não
Falidas 146

ÍNDICE DE QUADROS

Quadro 1 - Estrutura dos Capítulos da Tese.	10
Quadro 2 - Conceitos de Falência Empresarial	19
Quadro 3 - Matriz de Interpretação dos Resultados Modelos.....	58
Quadro 4 - Resumo de Indicadores dos Modelos, Estudos Anteriores	117
Quadro 5 - Resumo de Eficiência dos Modelos, Estudos Anteriores	118
Quadro 6 - Resumo Indicadores Mais Frequentes e Relevantes: Modelos Gerados.....	131
Quadro 7 - Resumo da Eficiência Média e Erros dos Modelos Gerados.....	147

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Pontos de Corte para a Materialidade	30
Tabela 2 - Países das Amostras dos Modelos Estudados.....	60
Tabela 3 - Distribuição Sectorial das Amostras dos Modelos Estudados	61
Tabela 4 - Países das Amostras dos Modelos Seriadados	62
Tabela 5 - Número de Modelos por Tipo de Tratamento de Dados da Amostra	63
Tabela 6 - Principais Características dos Modelos Recolhidos	63
Tabela 7 - Repetição de Indicadores Observadas nos Modelos em Estudo	65
Tabela 8 - Portugal: Resumo Empresas Médias Sectoriais por Dimensão (2012-2016)..	67
Tabela 9 - Intervalos Dispersão de Indicadores e Tipos de Classificação.....	69
Tabela 10 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Micro Empresas	70
Tabela 11 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Pequenas Empresas	70
Tabela 12 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Empresas Médias ...	71
Tabela 13 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Empresas Grandes .	71
Tabela 14 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, sem Separação por Dimensão	73
Tabela 15 - União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão	90
Tabela 16 - Portugal: Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas	93
Tabela 17 - França: Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas	95
Tabela 18 - Roménia: Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas	97
Tabela 19 - População de Empresas Activas: Total da Economia (m).....	98
Tabela 20 - Empresas Activas em Relação ao Total: Secção CAE C - Indústrias Transformadoras (%).....	99
Tabela 21 - Empresas Activas em Relação ao Total: Secção CAE F - Construção (%) ..	99
Tabela 22 - Empresas Activas em Relação ao Total: Secção CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos (%). 100	
Tabela 23 - Descritivo das Amostras VPC: Portugal	107
Tabela 24 - Descritivo das Amostras VPC: CAE C - Indústrias Transformadoras.....	107
Tabela 25 - Descritivo das Amostras VPC: CAE F - Construção.....	107
Tabela 26 - Descritivo das Amostras VPC: CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos	108

Tabela 27 - Descritivo das Amostras VPC: Global	108
Tabela 28 - Descritivo das Amostras PCL: Portugal.....	109
Tabela 29 - Descritivo das Amostras NPC: Portugal	109
Tabela 30 - Portugal: Resumo da Eficiência dos Modelos, Secções CAE C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos	111
Tabela 31 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC Portugal.....	122
Tabela 32 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC CAE C - Indústrias Transformadoras	123
Tabela 33 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC CAE F - Construção	124
Tabela 34 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos	126
Tabela 35 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC Global.....	127
Tabela 36 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra PCL Portugal	129
Tabela 37 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra NPC Portugal.....	130
Tabela 38 - Resumo Indicadores Mais Frequentes e Relevantes: Proveniência e Utilidade	132
Tabela 39 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC Portugal.....	134
Tabela 40 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE C	135
Tabela 41 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE F.....	135
Tabela 42 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE G	136
Tabela 43 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC Global.....	136
Tabela 44 - Eficiência da Função Derivada: Amostra PCL Portugal	137
Tabela 45 - Eficiência da Função Derivada: Amostra NPC Portugal.....	138
Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos.....	199
Tabela 47 - Demonstrações Financeiras e Informação Complementar	203
Tabela 48 - Informação Macroeconómica	204
Tabela 49 - Indicadores Mais Frequentemente Utilizados na Análise Económico-Financeira em Portugal	205
Tabela 50 - Indicadores Seleccionados Cluster Macroeconómicos	207
Tabela 51 - Indicadores Seleccionados Cluster Análise Financeira e Estudos Anteriores	209
Tabela 52 - Indicadores Seleccionados Cluster Demonstrações Financeiras	213
Tabela 53 - Indicadores Utilizados.....	216

LISTA DE ABREVIATURAS

A

AD	Árvores de Decisão
ADM	Análise Discriminante Múltipla
ADU	Análise Discriminante Univariável
AG	Algoritmos Genéticos
AISE	Inteligência Artificial e Sistemas Especializados

B

BdP	Banco de Portugal
BCE	Banco Central Europeu
BLR	<i>Binary Logistic Regression</i>

C

CAE	Código de Actividade Económica
CI	Intervalo de Confiança
CIRE	Código de Insolvência e Recuperação de Empresas
Coef	Coeficiente
COVID-19	<i>Coronavirus Disease 2019</i>
CPEREF	Código dos Processos Especiais de Recuperação de Empresa
CSC	Código das Sociedades Comerciais

D

df	<i>Degrees of freedom</i>
----	---------------------------

E

EBIT	<i>Earnings Before Interest and Tax</i>
EUA	Estados Unidos da América
EUROSTAT	Gabinete de Estatísticas da União Europeia

F

F	Falidas
FASB	<i>Financial Accounting Standards Board</i>
FMI	Fundo Monetário Internacional

I

IA	Inteligência Artificial
IASE	Inteligência Artificial e Sistemas Especializados
IAPMEI	Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação
IFRS	<i>International Financial Reporting Standards</i>
INE	Instituto Nacional de Estatística
IVA	Imposto Sobre o Valor Acrescentado

L

LIFO	<i>Last In First Out</i>
Ln	Logaritmo Natural
LP	<i>Logit e Probit</i>

M

m	Milhares
---	----------

N

Nº	Número
NACE	<i>Classification of Economic Activities in the European Community</i>
NF	Não Falidas
NINJA	<i>No Income, No Job, (and) no Assets</i>
NPC	Novo Ponto de Corte

O

OTOC	Ordem dos Técnicos Oficiais de Contas
------	---------------------------------------

P

P	Probabilidade
PCL	Ponto de Corte Legal
PER	Processo Especial de Revitalização
PIB	Produto Interno Bruto
POC	Plano Oficial de Contabilidade
PORDATA	Base de Dados de Portugal Contemporâneo
PP	Pergunta de Partida
PDI	Pergunta Derivada de Investigação

R

RBC	Raciocínio Baseado em Casos
RERE	Regime Extra Judicial de Recuperação de Empresas
Rev	Revisão
RL	Regressão Linear
RLB	Regressão Logística Binária
RNA	Redes Neurais Artificiais
ROC	Revisor Oficial de Contas
RJ	Ruína do Jogador

S

SAD	Sociedade Anónima Desportiva
SE	Erro Padrão
SGPS	Sociedade Gestora de Participações Sociais
SIG	Significância
SIREVE	Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial
SLR	<i>Systematic Literature Review</i>
SNC	Sistema de Normalização Contabilística
SPE	<i>Special Purpose Entities</i>
SPV	<i>Special Purpose Vehicles</i>

U

UE	União Europeia
Un	Unidades

V

Var	Variável
VPC	Velho Ponto de Corte

W

Wald	Estatística <i>Wald</i>
------	-------------------------

Z

ZE	Zona Euro
----	-----------

PARTE I – ENQUADRAMENTO TEÓRICO

CAPÍTULO 1 – APRESENTAÇÃO DA INVESTIGAÇÃO

1.1. INTRODUÇÃO

Os mais recentes acontecimentos, com a pandemia COVID-19 a arrasar o mundo sem distinguir países ou continentes, ainda que não sendo uma crise de origem financeira, exigem do tecido empresarial um esforço de sobrevivência levando-o a reinventar-se, trazendo novamente à tona as dificuldades e fragilidades da sustentabilidade empresarial.

Davam-se os primeiros passos na efectiva consolidação da recuperação das duas mais recentes e devastadoras crises mundiais, a apelidada de *subprime* ocorrida em 2007-2008 e a da Dívida Soberana na segunda década deste século.

A primeira ocorreu devido a um largo período de políticas de financiamento com pouco rigor, onde os colaterais dados e a capacidade de liquidação de compromissos eram avaliados com leviandade provocando a aprovação de financiamentos de qualidade inferior (*subprime*), como os do tipo NINJA (*No Income, No Job, (and) no Assets*).

Além destas dificuldades, tal como refere Carvalho (2013), assistimos em 2010 ao surgimento da crise das Dívidas Soberanas. Com o colapso da Grécia, os resgates financeiros a Portugal, Irlanda, Espanha e Chipre, além dos apoios à liquidez de bancos e entidades financeiras pelo Mundo verificou-se uma forte retração do investimento, dos níveis de consumo do Estado e das famílias, incrementando as dificuldades, tanto da população como das empresas.

Na sequência das crises entrámos num período onde o crédito era não só dispendioso, como também escaço.

Toda esta conjuntura, traz assim, de novo, para o centro da questão, a expectativa de antecipação destas situações para que atempadamente possam ser tomadas medidas de contingência que possibilitem, se não a irradicação, pelo menos a contenção dos seus nefastos efeitos.

Desde meados do Século XX, fruto das sucessivas crises, observa-se por todo o mundo o crescimento das dificuldades, bem como do número de encerramentos de empresas, tendo por isso, segundo Santos (2000), Barros (2008) e Vasconcelos (2017), suscitado cada vez mais o interesse da investigação sobre a previsão de falência empresarial.

Esta temática foi explorada em primeiro lugar por Beaver (1966) com a análise denominada de Univariável, sendo que mais autores se lhe seguiram, como Altman (1968) que, segundo Barros (2008, p. 20), foi “para muitos [...] considerado o verdadeiro precursor dos Modelos de Previsão de Falência, [propondo] um modelo [(Z-Score)] baseado na Análise Discriminante [Multivariável]”.

Também Ohlson (1980), com a utilização dos modelos de *Logit* e *Probit* “é considerado o primeiro autor que publicou um método para a previsão de falência empresarial baseado nos modelos que usavam a probabilidade condicional” (Barros, 2008, p. 30).

Neste seguimento, em já mais de 50 anos de estudo da falência empresarial e da sua previsão, nos mais variados países, de entre as muitas técnicas estudadas, há a destacar a Análise Discriminante Multivariável, bem como as regressões de tipo Logístico ou *Logit* pela sua pluralidade de aplicação, simplicidade e eficácia de previsão.

Até à data, apesar das suas limitações, continuam sem ser identificadas outras técnicas com a facilidade de domínio, leitura e aplicação daquelas, e que cumulativamente consigam conjugar estes atributos com, pelo menos, os mesmos níveis de eficácia na classificação das empresas sob análise.

A investigação existente relativa a este tema apresenta diversos estudos geograficamente abrangentes que analisam a economia em termos globais. Os estudos que abordam sectorialmente a economia são, na sua globalidade relacionados principalmente com as indústrias transformadoras.

Acrescentam Kral, Svabova e Durica (2018) e Mallinguh e Zéman (2020) referem os estudos identificados aplicáveis simultaneamente a diferentes geografias são em número reduzido.

No plano nacional, os principais estudos monosectoriais centram-se nos sectores tradicionalmente identificados como mais fragilizados, dos quais se destacam a construção que, de acordo com Correia (2012, p. 1), “enfrenta dificuldades extremas no período que atravessamos”, o sector industrial, com um enfoque particular na produção de calçado e têxtil, onde neste último para Santos e Leal (2007, p. 25) “*the Portuguese textile industry,*

because it has become, in the last few years, one of the most fragile economic sectors in Portugal” e na cerâmica, que conforme refere Nunes (2012, p. 13) deve ser considerado

[...] um sector importante da indústria tradicional Portuguesa [...] com uma elevada componente exportadora [...] [e onde] [t]êm encerrado em Portugal, nos últimos anos muitas empresas.

Em suma, os sectores referidos eram, até aos anos 70 do século passado, os mais relevantes da economia portuguesa, sendo que até à atualidade sofreram um forte declínio, originando devastadores impactos sociais e económicos.

1.2. APRESENTAÇÃO DO TEMA

A Associação Portuguesa de Sociologia (2020) refere que

as sociedades atravessam uma crise profunda e singular provocada pela pandemia de COVID-19 [...] [que em si mesma] [...] representa um esforço monumental por parte dos indivíduos e respetivas famílias [...] assim como o aprofundamento drástico das vulnerabilidades socioeconómicas.

De facto, o mundo encontra-se novamente numa forte espiral descendente, a crise pandémica arrasou economias, fechando fronteiras e fazendo parar abruptamente unidades produtivas em todos os sectores de actividade, exigindo fortes investimentos na área da saúde e pondo à prova novamente a capacidade de reinvenção e resiliência financeira do tecido empresarial.

Este, que começava a dar passos na consolidação da recuperação, ainda com os negócios vulneráveis e voláteis, fruto do clima gerado pelas crises do *subprime* e da Dívida Soberana, viu assim tornar cada vez mais vulgar o encerramento de empresas indistintamente quanto a sectores, dimensões, geografias ou formas jurídicas.

Devido ao crescimento do custo do financiamento, da diminuição da sua possibilidade de renovação e do aumento do rigor de análise pelo financiador, muitas empresas enfrentaram tempos complicados, forçando o adiamento de investimentos, a redução de estruturas e actividades e muitas vezes, o encerramento.

Em Portugal, as empresas, segundo o Instituto Nacional de Estatística (INE), são aproximadamente 70% de cariz individual, representando estas, apenas cerca de 5% do volume de negócios do país.

Estas foram nos últimos anos fortemente afectadas quer pela redução da criação de empresas, quer pelo aumento dos encerramentos que, segundo a Gestão Integrada de Risco (IGNIOS), de 2010 a 2016, aumentaram aproximadamente 81%. Nesse período, indica o INE, que a diferença entre as taxas de natalidade e mortalidade empresarial é de cerca de -1,5%.

Depois da revisão da literatura disponível, encontraram-se para Portugal algumas análises que eram essencialmente multissetoriais, todavia muitas vezes sem identificação específica dos subsectores que as compunham.

Os estudos monossetoriais identificados, focam-se nos sectores que historicamente foram os mais fustigados da economia nacional, como é o caso do têxtil, o calçado, a cerâmica e a construção.

Concomitantemente, em linha com Kral, Svabova e Durica (2018) e Mallinguh e Zéman (2020) foi identificado um reduzido número de estudos aplicáveis simultaneamente a diferentes geografias e que nelas procurassem abordar vários sectores, para além do desenvolvido por Alaminos, del Cascilo e Fernandez (2016) com enfoque particular na Europa como um todo.

1.3. OBJECTIVOS

O objectivo central da nossa investigação alinha-se com o preceito de que

the focus of future research should be on the use of existing bankruptcy prediction models [...] [and] [...] consider how these [...] can be applied and, if necessary, refined. (Bellovary, Giacomino e Akers, 2007, p.12)

Tal como indicado anteriormente, algumas das abordagens referentes a esta temática, além de se aplicarem apenas a determinado país e sector económico, procuram criar uma formulação baseada em rácios económico-financeiros, normalmente recolhidos da prática de análise financeira ou de estudos anteriores, utilizando principalmente técnicas de tipo estatístico via Análise Discriminante Multivariável, *Logit* ou *Probit*.

Na presente investigação propõe-se a construção de modelos que procurem seguir o descrito por Bellovary et al. (2007) na senda pela obtenção de uma melhor *performance*, ou seja, a melhoria da capacidade predictiva ou diminuição dos erros dos modelos na classificação de entidades.

Com o objectivo global de potenciar uma análise transectorial e transnacional, tomaremos por amostra entidades portuguesas, francesas e romenas, sujeitas a revisão legal de contas obrigatória de acordo com o preconizado pela legislação específica de cada um dos países.

Como ponto de partida temos, tal como é prática corrente, os indicadores económico-financeiros já seleccionados nos estudos desenvolvidos à data, nomeadamente os reunidos por Peres e Antão (2017, 2019a), Vasconcelos (2017) e Macedo (2018), bem como os preconizados como sendo de uso mais comum pelos utilizadores da informação financeira ou mais relevantes na análise financeira.

Acrescentaram-se ainda todos os demais que se possam criar com a combinação das rubricas integrantes das Demonstrações Financeiras, concretamente Balanço e Demonstração de Resultados, por forma a poder encontrar outros indicadores com capacidade predictiva da saúde financeira das empresas que não tenham ainda sido identificados pela literatura.

Além dos indicadores económico-financeiros, propõe-se também procurar incluir na presente investigação outros de carácter macroeconómico, em linha com Tinoco e Wilson (2013), podendo possibilitar assim uma dimensão de aplicação do modelo plurinacional, procurando suplantar as condicionantes da eficácia dos modelos, decorrente da questão territorial.

Serão ainda observadas as formas de separação inicial das empresas entre falidas ou não falidas, bem como a possível influência na *performance* dos modelos, com o intuito de permitir que maximizem a sua capacidade de classificação predictiva até 4 anos antes da falência empresarial.

1.4. PERGUNTA DE PARTIDA E PERGUNTAS DERIVADAS DE INVESTIGAÇÃO

A pergunta de partida visa principalmente desenvolver o conhecimento sobre a problemática da falência empresarial, procurando incluir no estudo dessas temáticas factores diferenciadores. Foi assim formulada a seguinte Pergunta de Partida (PP):

PP – Na previsão de falência, os modelos baseados em regressão logística binária têm melhor desempenho do que os que recorrem à análise discriminante?

No seguimento da pergunta de partida, surge um conjunto de Perguntas Derivadas de Investigação (PDI) às quais será necessário dar resposta. Estas apresentam-se então formuladas da seguinte forma:

PDI1 – É possível incluir indicadores contabilísticos e/ou macroeconómicos, diferentes dos comumente utilizados, contribuindo para a melhoria da performance dos modelos de previsão de falência empresarial?

PDI2 – Nos modelos monossectoriais, a inclusão de empresas de mais do que um país na amostra melhora a performance dos modelos de previsão de falência empresarial?

PDI3 – Nos modelos multissectoriais, a inclusão de empresas de mais do que um país na amostra melhora a performance dos modelos de previsão de falência empresarial?

PDI4 – A segmentação da amostra em estudo, baseada num critério de materialidade, em substituição dos tradicionais (que recorrem a valores absolutos ou a critérios legais), melhora a performance do modelo de previsão de falência empresarial?

1.5. PERCURSO DE INVESTIGAÇÃO

A investigação teve como ponto de partida a selecção e análise de bibliografia científica, actas de conferências e congressos, bem como de legislação, com proveniência nacional e internacional.

Através desta informação foi possível identificar conceitos, definições, práticas e parâmetros desenvolvidos pelos mais proeminentes investigadores desta temática, os

quais conduziram ao levantamento de problemáticas, á conceptualização de conceitos e respectiva elaboração dos modelos.

Daqueles que mais comumente são identificados na literatura como mais relevantes, pudemos identificar as suas características, limitações, bem como oportunidades de melhoria e de optimização.

Como o intuito principal desta tese se centra na busca pelo suplantar das sensibilidades imputadas aos modelos, não sendo possível obter toda a informação necessária através de uma única fonte, explorámos diferentes recursos tendo sido desenhada uma base de dados que procurou agregar sistematizadamente essa informação, conforme se descreve em seguida.

A fim de construir uma amostra plurinacional, para obter a informação financeira das empresas que seriam objecto do nosso estudo, recorreu-se à base de dados ORBIS da Bureau Van Dijk, onde foi seleccionada uma amostra, de empresas portuguesas, francesas e romenas com dados disponíveis no período de 2012 a 2016, num total de 1287 empresas que conjuntamente perfazem 6435 observações.

Seguidamente foram recolhidos indicadores macroeconómicos e sectoriais, para os países e sectores em estudo, recorrendo às bases de dados PORDATA, INE e EUROSTAT.

Relativamente aos limites temporais da amostra utilizada na presente investigação, o limite superior decorre da informação disponível no momento de recolha dos dados, julho de 2018, momento em que ainda não se encontrava disponível a informação relativa a 2017. O limite inferior decorre das práticas aplicadas no estudo da temática da falência empresarial onde se utilizam informações relativas a 5 anos consecutivos.

De sublinhar que na presente investigação são analisadas dimensões à data ainda pouco exploradas, como a utilização de indicadores com informação macroeconómica, bem como a exploração da potencial utilização do conceito de materialidade como critério de separação inicial das amostras no desenvolvimento de modelos de previsão de falência empresarial.

1.6. ESTRUTURA DA TESE

A estrutura da tese encontra-se dividida em duas partes, sendo a primeira relativa ao enquadramento teórico e a segunda ao estudo empírico.

Seguidamente, no Quadro 1, decompõe-se a estrutura descrita por capítulos.

Quadro 1 - Estrutura dos Capítulos da Tese.

Partes	Capítulos
Parte I	Capítulo I – Apresentação da Investigação
	Capítulo II – Conceito e Contextualização da Falência Empresarial
	Capítulo III – Técnicas de Previsão da Falência Empresarial
Parte II	Capítulo IV – Metodologia
	Capítulo V – Resultados da Construção dos Modelos
	Capítulo VI – Conclusões

No **Capítulo I** é enquadrada a investigação, apresentados os objectivos, bem como a justificação do tema e são formuladas as perguntas de partida e derivadas que determinam a metodologia utilizada.

O **Capítulo II** apresenta a exposição do estado da arte, bem como a contextualização do tema em estudo, procurando sistematizar conceitos permitindo compreender as suas várias vertentes e evolução. Apresenta também o sistema de prestação de contas, com enfoque no português, as suas características, garantias e demais conceitos relacionados.

O **Capítulo III** encerra a revisão da literatura através da sistematização dos principais modelos ou técnicas utilizadas na previsão da falência empresarial, bem como o fundamento, justificado pela literatura, da opção pela Regressão Logística Binária, sendo esta apresentada em detalhe, com o levantamento das suas características e oportunidades de melhoria.

Segue-se o **Capítulo IV**, onde será apresentada a metodologia a utilizar na presente tese, descrevendo a selecção de amostras como a construção dos modelos a desenvolver.

O **Capítulo V**, é aquele onde se apresentam os modelos propostos, a sua enquadramento geográfica e sectorial, bem como as características das amostras que serão utilizadas na posterior construção dos modelos. Apresenta ainda os resultados dos modelos elaborados bem como os respetivos testes de eficiência (via *Hold-out Sample* e modelos de controlo).

As conclusões finais da investigação são apresentadas no **Capítulo VI**, dando resposta às perguntas de partida e derivadas.

CAPÍTULO 2 – CONCEITO E CONTEXTUALIZAÇÃO DA FALÊNCIA EMPRESARIAL

2.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo apresenta-se o conceito de falência e a sua evolução temporal, procurando distinguir e sistematizar as abordagens mais proeminentes segundo a revisão da literatura.

Destaque também, no âmbito nacional, para a evolução conceptual e respectivo quadro legal, bem como a apresentação do sistema de prestação de contas, suas características, garantias, utilidade e conceitos inerentes que, interligados com as técnicas que se apresentam no capítulo seguinte, permitem a derivação dos modelos.

2.2. CONCEITO DE FALÊNCIA EMPRESARIAL E A SUA EVOLUÇÃO

Começamos por fazer uma resenha histórica do conceito de falência. Peres (2014) e Vasconcelos (2017) dizem-nos que presentemente observa-se a banalização desse termo. Contudo, noutros tempos, o não cumprimento de responsabilidades não era aceite de forma tão leviana como o é hoje, acarretando antes graves consequências.

De acordo com Bastin (1994), Carlos V, século XVI, condenava à morte quem incumprisse de forma fraudulenta as suas responsabilidades e, na idade média, em Pádua, encontrava-se a “pedra da desonra” onde os devedores fraudulentos se sujeitavam ao despeito dos credores.

Por muito tempo, a falência pôde ser resumida na Equação 1.

Equação 1 - Visão Tradicional da Falência

Insolvência = Falência = Liquidação de Bens do Insolvente para Pagar aos Credores

Fonte: Bastin (1994)

O mundo e a economia, a profundidade dos negócios e a sociedade no geral, evoluíram e desenvolveram-se. Por entre essas alterações há que primordialmente atender que:

- A família foi devotada a um segundo plano com o indivíduo a assumir um papel central na vida moderna, quer económica como social, e com este a vergonha que era a falência, desapareceu;
- A liberalização do crédito como motor da vida económica desenvolveu-se, bem como os tipos e operações de financiamento, aumentando os compromissos, potenciando e banalizando situações de não pagamento;
- Erosão da moral da sociedade ao nível socioeconómico;
- A propriedade, outrora atributo apenas de classes privilegiadas, com a sua democratização, levou à desmultiplicação das formas de a proteger, favorecendo a economia, principalmente quando a coberto de sociedades de responsabilidade limitada, onde o insucesso deixa intacto o património dos seus detentores.

Surgem também sistemas que salvaguardam a empresa em situação de falência, desconsiderando proprietários e credores, tal como sucedeu na crise de 1929, contudo apresentando-se mais acentuadamente nas décadas de 70 e 80, onde se procurou principalmente o combate ao desemprego.

Presentemente, com o evoluir da sociedade e dos negócios, as igualdades da Equação 1 já não se observam, sendo que, nos dias de hoje:

- A falência deixou de ter o seu sentido mais elementar, já não é algo dificilmente revertido ou vergonhoso, antes não é mais que um incidente da vida empresarial;
- A suspensão do plano de amortização da dívida e o início de um processo de reposição da solvabilidade corresponde a um caminho para reduzir o risco de falência e controlar o excesso de endividamento;
- O endividamento banalizou-o e, com o excesso, tornou-se mais vulgar a impossibilidade de solver obrigações assumidas, ou seja, a insolvência, da mesma forma como cresceu o número de formas para resolver esta situação;
- O conformismo de credores, entidades lesadas, para com a sua pouca protecção e com a subsequente complexidade no recebimento dos valores devidos.

Em bom rigor, são vastas as tipologias possíveis para definir falência.

De forma geral, esta define-se como a incapacidade de uma entidade para continuar a operar especificamente quando o seu fluxo de caixa operacional se apresenta insuficiente

para suprir os compromissos assumidos, ou mesmo quando é incapaz de obter recursos que permitam que se mantenha em funcionamento.

Esta situação pode decorrer do aumento do custo dos recursos, da redução das vendas, ineficiências produtivas, falhas na gestão de compras, no *pricing*, na gestão de tesouraria desadequada ou, segundo Breia (2013, p. 4), decorrer de “processos de «crescimento» (investimentos, volume de negócios) não suportados por meios financeiros adequados”.

Deste modo, a falência ou *financial distress* é um dos desfechos possíveis para uma empresa em dificuldades.

Esta situação, segundo Bastin (1994), Antão (2010) e Peres, Antão e Marques (2018), cria concretamente dois tipos de problemáticas:

1. A cada vez maior e mais recorrente falha de cumprimento de responsabilidades de crédito, faz com os investigadores se debrucem cada vez mais sobre esta temática, constituindo o centro da atenção de credores bem como dos Estados;

Contabilisticamente, as “Demonstrações Financeiras” constituem o instrumento para o cálculo de indicadores económico-financeiros com o intuito primário de identificar as entidades que se encontrem em dificuldades;

O analista procura assim, utilizando estes indicadores, identificar empresas que possam vir a sofrer cessação de pagamentos e propor-lhe medidas de correcção, fruto de terem ou poderem vir a ter uma estrutura fragilizada.

2. Tratando-se a falência nos nossos dias não como um falhanço ou uma assunção de culpa, mas um simples incidente da vida económica, será, todavia, merecedora de um tratamento diferente do previsto na protecção ao credor, importando cada vez mais a sobrevivência económica das empresas lesadas;

Todavia, situações de maior endividamento, levam a que os credores renunciem a qualquer negociação e provoquem a declaração judicial de falência;

Existem ainda casos, como na legislação francesa em que, com uma finalidade preventiva e de regularização amigável das dificuldades empresariais, se nomeia um conciliador ou o da legislação portuguesa, com o preconizado na subsecção 2.2.6. (Quadro Legal Português), o Processo Especial de Revitalização (PER). Poucos são, todavia, os processos que neste quadro chegam a um desenlace diferente da falência.

Dizem-nos Shi e Li (2019, p. 115) que “[t]he exact definition of distress is not determine yet”, podendo encontrar-se múltiplas definições de falência desde “mild [f]inancial distress” até algo mais sério como “business failure or bankruptcy”.

Com maior detalhe dizem-nos Altman e Hotchkiss (2011, p. 4) que relativamente a esta os “[f]our generic terms [...] commonly found in the literature [...] [are] failure, insolvency, default, and bankruptcy” corroborado por Santos (2000), Barros (2008), Nunes (2012) e Macedo (2018), indicando que os termos mais comumente apresentados, além da insolvência, são falência económica e financeira.

2.2.1. INSOLVÊNCIA

Muitas vezes confundida com a falência, a insolvência ocorre normalmente como o primeiro sinal de dificuldades na empresa.

Conforme afirmam Altman e Hotchkiss (2011, p. 5) “when a firm cannot meet its current obligations, signifying a lack of liquidity” ou, por outras palavras, da incapacidade da empresa em dar cumprimento às responsabilidades assumidas, pode derivar da insuficiência de fundos ou do desalinhamento temporal entre o *Cash-in-flow* e o *Cash-out-flow*.

Este estado poderá ter um carácter pontual, cuja correcção implica um trabalho de optimização e gestão financeira ou de tesouraria e (re)alinhamento entre o ritmo ou volume dos recebimentos e pagamentos, todavia poderá, se não corrigido atempadamente, instalar-se.

Caso venha a registar uma presença mais premente na vida da entidade, levará a uma cada vez maior dificuldade de *funding* da entidade e ao consumo mais alargado de recursos, iniciando assim a espiral que poderá levar aos estados descritos nas subsecções seguintes.

2.2.2. FALÊNCIA ECONÓMICA

Situação concretizada quando a rendibilidade do capital investido na empresa é inferior ao seu custo de oportunidade ou, por outras palavras, na existência de investimentos alternativos que para o mesmo nível de risco possibilitem maiores rentabilidades.

Com o consolidar desta situação, segundo Nobre (2012), os rendimentos começam a ser insuficientes para cobrir os gastos, originando resultados negativos, e que, caso não sejam tomadas medidas correctivas, com o tempo, tornar-se-ão cada vez mais frequentes.

Uma entidade poderá sobreviver por algum tempo, mantendo-se em funcionamento até consumir integralmente o potencial dos seus activos operacionais.

2.2.3. FALÊNCIA FINANCEIRA

A falência financeira deriva da consolidação por não correcção da falência económica.

Com o acumular de resultados negativos a empresa vai perdendo a capacidade suficiente de solvabilidade para fazer face às responsabilidades por si assumidas.

Contabilisticamente considera-se assim como apresentando o “Capital Próprio” inferior a zero, tal como preconizam, Aziz e Dar (2004), a Ordem dos Técnicos Oficiais de Contas (OTOC) (2011), Carvalho das Neves (2012), o Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação (IAPMEI) (2013) e por Bieliková, Bányiova e Piterková (2014).

Deste modo, identifica-se na empresa a incapacidade consolidada e recorrente de cumprir tempestivamente as responsabilidades assumidas ou, por outras palavras, ainda que liquidando o seu “Activo” este não será bastante para cumprir a totalidade do seu “Passivo”.

Alguns ordenamentos jurídicos, como o português apresentado na subsecção 2.2.6. (Quadro Legal Português), preveem um estágio anterior, onde procuram obrigar os detentores de capital a tomar medidas, uma pré-falência financeira, chamada de “Falência Técnica”, que consiste no momento em que o “Capital Próprio”, pela acumulação de resultados negativos, é já inferior a 50% do capital com que a empresa iniciou a sua actividade (“Capital Social”).

Os desfechos possíveis da consolidação de uma situação de falência financeira são, por exemplo, a dissolução, liquidação, fusão ou reestruturação da entidade.

2.2.4. PROTECÇÃO DE CREDORES E VALOR DA EMPRESA COMO MASSA FALIDA

Bastin (1994) e Peres (2014) enunciam que, relativamente ao tipo, o realizado pelo legislador para a protecção do credor, divide-se nas seguintes categorias:

a) Gestão Controlada

Com a nomeação de um administrador judicial, é essencialmente um período de observação, podendo ocorrer a suspensão do poder dos gestores. Tem o objectivo de criar condições para a tomada da decisão final relativamente ao futuro da empresa.

b) Moratória de Pagamento

Consubstancia-se na suspensão provisória das dívidas com o intuito de posterior reembolso integral. Contudo, frequentemente a entidade está sob observação por um período excessivamente alargado deixando esta de ser uma simples moratória, mas antes uma antecâmara da liquidação.

c) Recuperação Judicial

É simplesmente um período onde a entidade tenta recuperar força para posteriormente enfrentar as suas responsabilidades presentes e futuras.

É mais do que a simples colocação da empresa sob tutela, permitindo recuperar a situação financeira, bem como suplanta a concordata, que permite a apresentação de um plano de liquidação dos seus créditos quer sobreviva ou não.

Teoricamente, neste caso, a entidade não se encontra com problemas de solvabilidade e apresenta-se economicamente viável, carecendo, no entanto, de suspender o pagamento dos seus créditos por um período, o da reestruturação, reembolsando-as integralmente à posteriori.

De forma mais alargada a principal preocupação do Estado com esta medida é essencialmente procurar potenciar a sobrevivência de uma entidade controlando, ainda que provisoriamente, as consequências económico-sociais da sua liquidação.

Além desta vantagem, ao nível do Estado, a implementação desta medida levantará ainda outras questões:

- c₁) durante a recuperação judicial a entidade influencia o funcionamento do mercado, dado que a redução de encargos com os créditos melhorará artificialmente os seus gastos com o financiamento;

c₂) a redução provisória desses encargos não bastará para inverter ou corrigir as insuficiências na estrutura da entidade, resultando muitas vezes numa nova apresentação a tribunal;

c₃) uma entidade externa realizar a recuperação da empresa através da sua aquisição, no caso de ter poder negocial, poderá conseguir condições tão benéficas que fará diminuir ainda mais o montante a receber pelos credores;

c₄) o implementar deste procedimento leva a que gestão possa provocar intencionalmente a recuperação pela via do tribunal, potenciando a criação de negociadores motivados em aproveitar estas circunstâncias para beneficiar de rendimentos rápidos em lugar de efectivamente recuperarem a entidade.

d) Planos de liquidação das obrigações assumidas

Concretiza-se na redução dos valores vencidos e na reprogramação temporal dos vencidos, através da aceitação por maioria qualificada dos credores.

e) Liquidação judicial

Final clássico para uma situação de insolvência que consolidando-se acaba em falência, sendo a entidade progressivamente liquidada.

É normalmente morosa e a maior parte dos credores recebem montantes pouco relevantes ou não chegam sequer a receber qualquer valor após o pagamento dos créditos dos credores privilegiados.

Apesar de, relativamente à escolha da forma de intervenção na entidade, os credores raramente serem levados em consideração, a serem, optam normalmente pelo descrito nas alíneas a) a d) dado que se apresentam como sendo mais benéficas.

Adicionalmente, de acordo com Brealey, Myers e Allen (2016) e Vasconcelos (2017), nem todas as entidades que tenham dificuldades chegam a falir, uma vez que, caso consigam cobrir os gastos com os financiamentos poderão adiá-la.

Segundo estes autores, a falência não só tem despesa, como, em regra, estas são elevadas e englobam vários itens como os gastos administrativos e jurídicos que totalizam aproximadamente 3% do valor dos activos no ano anterior à falência ou mesmo 20% do valor de mercado da empresa.

Os investidores sabem que entidades fortemente alavancadas são mais susceptíveis de entrar em incumprimento e, como tal, de serem arrastadas para um processo de falência preocupando-se com isso.

Esta situação é naturalmente reflectida no valor de mercado da empresa expresso conforme se ilustra na Equação 2:

Equação 2 - Valor de Mercado da Empresa

$$\begin{array}{ccccccc} \textit{Valor de Mercado da} & & & & \textit{Valor Actual de} & & \textit{Valor Actual de} \\ \textit{Entidade} & = & \textit{Valor da Entidade Financiada} & + & \textit{Benefícios Fiscais} & - & \textit{Custos de} \\ & & \textit{apenas com Capital Próprio} & & \textit{Latentes} & & \textit{Falência} \end{array}$$

Fonte: Brealey et al. (2016)

De todos os custos de falência sobressaem como principais o do administrador judicial, caso exista, bem como o das limitações impostas à empresa falida pelos seus credores que, não permitindo a liquidação de alguns activos não relevantes para a operação a fim de manter a liquidez necessária, provocarão um desvalorizar mais acentuado da empresa, bem como o respectivo incremento de dificuldades.

Há a considerar ainda situações em que, devido à demora e complexidade dos processos de falência, os credores vão acreditando que a entidade eventualmente conseguirá recuperar, e em lugar de provocarem a liquidação imediata dos activos, antes ignoraram a situação, suportando a entidade nesse período mais complicado.

Quanto a isto, Brealey et al. (2016, p. 451) dizem-nos que “*Borrow \$1000 and you’ve got a banker. Borrow \$10,000,000 and you’ve got a partner*”. Em consonância, Breia (2013) refere igualmente que se observa em Portugal:

- a) a demora dos processos de recuperação, fruto do deficiente funcionamento do sistema judicial;
- b) uma cultura de permissividade com o encerramento e conseqüente reabertura de outras entidades com os mesmos proprietários, activos, devedores e credores;
- c) a reduzida existência da efectiva declaração de falências como fraudulentas, apesar de se encontrarem previstas na legislação e de inclusive terem por conseqüência penas de prisão.

2.2.5. EVOLUÇÃO CONCEPTUAL

Tal como vimos anteriormente, na literatura não se observa uma definição única para o termo falência. Este conceito sofreu várias mutações com o passar do tempo, bem como de acordo com o investigador, nacionalidade de proveniência, maior proximidade aos termos legais, económico-financeiros, etc.

Seguidamente, no Quadro 2, apresentam-se, as principais definições e seus autores:

Quadro 2 - Conceitos de Falência Empresarial

Autor	Definição
Beaver (1966)	Incapacidade de fazer face às obrigações financeiras assumidas
Altman (1968)	Pedido de falência sob o <i>Chapter X</i> do <i>National Bankruptcy act</i>
Deakin (1972)	Liquidação da empresa em benefício dos credores
Blum (1974)	Incapacidade de pagar dívidas, processo de falência ou recuperação
Sinkey (1975)	Violação de leis e regulamentos pondo em causa a solvência
Ohlson (1980)	Declaração de falência ou petição nesse sentido
Castanga e Matolasy (1981)	Sob administração judicial ou liquidação
Taffler (1982)	Liquidação voluntária, por ordem legal ou com intervenção estatal
El Hennawy e Morris (1983)	Liquidada, suspensa por ordem judicial ou sob gestão controlada
Zmijewski (1984)	Solicitação formal de Falência
Frydman, Altman e Kao (1985)	Falência efectiva e pedido de falência pelo <i>Chapter XI</i>
Laffarga, Martín e Vázquez (1987)	Intervenção da autoridade bancária ou fundo de garantia de depósitos
Altman (1993)	Incumprir na liquidação do serviço da dívida de forma crónica
Garcia, Arqués e Calvo-Flores (1995)	Com financiamento em mora
Lizarraga (1998)	Pedido de suspensão de pagamentos
Kahya e Theodossiou (1999)	Incumprir de obrigações ou tentativa de negociação com credores
Grice e Ingram (2001)	Pedido <i>Chapter XI</i> ou VII (liquidação, incumprimento ou baixo <i>rating</i>)
Ross, Westerfield e Jaffe (2002)	Incumprir obrigações, Activos insuficientes para liquidar Passivos
Boritz e Sun (2004)	Liquidação voluntária ou judicial (ordem de cessação ou encerramento)
Pompe e Bilderbeek (2005)	Classificação legal como falida
Boritz, Kennedy e Sun (2007)	Pedido de Falência, gestão controlada ou liquidação
Agarwal e Taffler (2008)	Gestão controlada ou liquidação
Brealey et al. (2016)	Momento a partir do qual o negócio vale mais morto do que vivo
	Controlo por credores ou utilização por accionistas do direito de <i>default</i>
CIRE (2018)	Falência: inviabilidade económica ou irrecuperabilidade financeira
	Insolvência: impossibilidade de cumprir as obrigações vencidas
Pelja (2020)	Incapacidade de cumprir atempadamente obrigações com credores

Na presente tese utilizar-se-á a terminologia falência.

Tratando-se de um tema que, conforme descrito, não se observa como consensual na literatura e sobre o qual não existe na comunidade científica uma uniformidade doutrinal plenamente aceite, conforme nos indicam Shi e Li (2019, p. 115) “[t]he exact definition of distress is not determine yet”.

Existindo definições que vão da incapacidade para solver compromissos até à falência financeira (“Activo” inferior ao “Passivo”), ou seja, a insuficiência de “Capital Próprio”, aceitaremos a pluralidade de sentidos, definições que são mais comumente atribuídas.

Procuraremos ainda identificar um critério diferente relativamente ao conceito de falência empresarial que se centre na relevância ou, por outras palavras, materialidade do “Capital Próprio”, indo assim para além da sua simples existência ou ausência, a que chamaremos Novo Ponto de Corte (NPC).

2.2.6. QUADRO LEGAL PORTUGUÊS

Também neste âmbito falência e insolvência são terminologias que, ainda que próximas, diferem, tendo o primeiro sido substituído pelo último na legislação presentemente em vigor, como se expõe de seguida.

O Código das Sociedades Comerciais (CSC), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 262/86, com redacção final dada pela Lei 79/17, indica, relativamente à consistência jurídica do termo falência, uma situação que a precede (a pré-falência ou falência-técnica).

Essa concretiza-se na perda de 50% do “Capital Social” da entidade. O Artigo 35.º, CSC (2017, p. 222), que descreve este conceito, indicando que

- 1- Resultando das contas de exercício ou de contas intercalares, [...] que metade do capital social se encontra perdido, ou havendo em qualquer momento fundadas razões para admitir que essa perda se verifica [...]
- 2- Considera-se estar perdida metade do capital social quando o capital próprio da sociedade for igual ou inferior a metade do capital social [...]
- 3- [...] assuntos para deliberação pelos sócios:
 - a) A dissolução da sociedade [...]
 - c) A realização pelos sócios de entradas para reforço [...] do capital.

Da transcrição afere-se a preocupação legislativa na antecipação da falência, procurando colmatar e corrigir situações de pré-falência, seja de forma mais radical ou moderada.

A primeira sugerindo de imediato a dissolução da sociedade, com a inerente cessação de exploração e liquidação dos activos a fim de liquidar os seus créditos, encerrando a empresa e evitando o agravar dessa situação.

A segunda, via reposição pelos sócios dos capitais próprios já perdidos, através do incremento de “Capital Social” ou “Prestações Suplementares”. Preconizam Silva e Fernandes (2003) que a realização desses montantes deverá ocorrer em dinheiro e não em *espécie*, no sentido de poder permitir a correcção das situações que levaram à pré-falência, suprimindo a insuficiência de fundos que, com a sua consolidação, conduziria à falência.

De acordo com o Código dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (CPEREF), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 132/93, definia-se falência como sendo

o estado da empresa impossibilitada de cumprir as suas obrigações, depois de se ter mostrado economicamente inviável ou considerado impossível a sua recuperação financeira.

Já o Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 53/2004, revisto pela Lei n.º 8/2018 que revoga o CPEREF, inclui a mudança de terminologia, passando o “estado de falência” a “situação de insolvência”, na qual é “considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas”.

Do CIRE consta a clarificação do que legalmente é entendido por falência e insolvência e a respectiva distinção,

A insolvência não se confunde com a falência, [...] a impossibilidade de cumprir obrigações vencidas, em que a primeira [...] consiste, não implica a inviabilidade económica [...] ou a irrecuperabilidade financeira postuladas pela segunda.

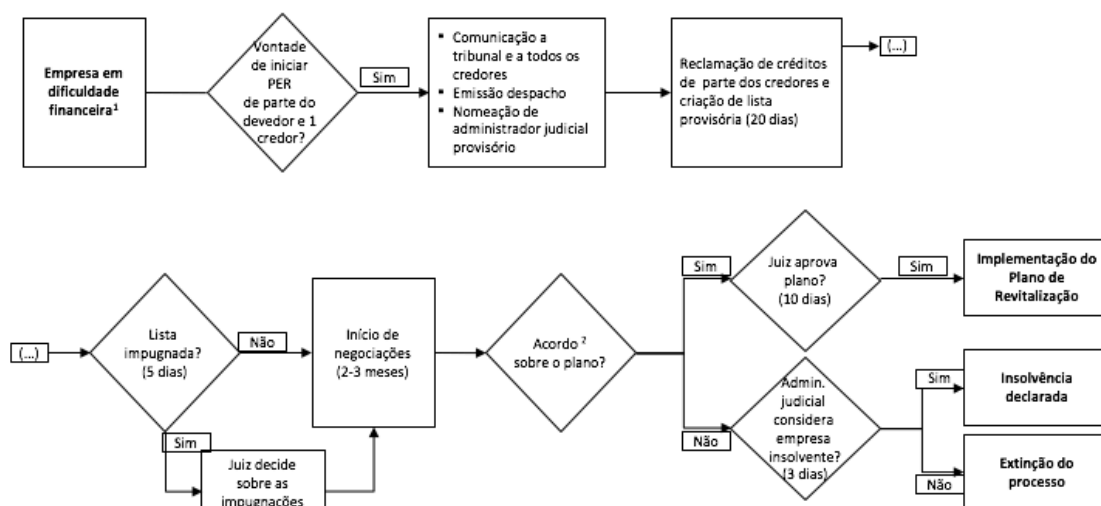
De acordo com o que nos indica o IAPMEI (2013), o CIRE, após a revisão introduzida pela Lei n.º 8/2018, postula o enfoque na recuperação empresarial através da criação do que se veio a chamar Processo Especial Revitalização (PER).

Segundo esse diploma, no Artigo 17.º-A, o CIRE (2018, p. 2229) especifica aqueles que virão a ser os seus objectivos, indicando que o PER

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 susceptível de recuperação, estabelecer negociações com os respectivos credores de modo a concluir com estes um acordo conducente à sua revitalização.

cujo fluxograma se segue (Figura 1).

Figura 1 - Fluxograma do Processo Especial de Revitalização (PER)



Fonte: adaptado de IAPMEI (2013)

Posteriormente o Decreto-lei 178/2012 veio criar o Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial (SIREVE).

Em linha com o mesmo e de acordo com o IAPMEI (2013), é um procedimento que tem por objectivo a recuperação de entidades por uma via extra-judicial, com a realização de acordos entre os detentores de pelo menos 50% dos créditos em dívida, possibilitando assim a viabilização da empresa, sendo o IAPMEI a coordenar e dinamizar a negociação.

O IAPMEI (2013, s. p.) identifica como principais vantagens do SIREVE:

- Desenvolvimento de todo o processo negocial em ambiente reservado,
- Intermediação do processo por uma agência pública especializada – IAPMEI,
- Inexistência de obrigatoriedade do envolvimento de todos os credores críticos,
- Possibilidade do acordo SIREVE poder servir de base a propostas de recuperação no âmbito do PER,
- Introdução de mecanismos de protecção do devedor e dos credores,
- Redução dos prazos de conclusão do processo negocial (de 9 para 4 meses).

É assim de notar no legislador o cuidado de não identificar apenas as entidades que possam ser classificadas como em “situação económica difícil” entendido para o SIREVE, Decreto-lei 178/2012, como estando

[a] enfrentar dificuldade séria para cumprir pontualmente as suas obrigações, designadamente por ter falta de liquidez ou por não conseguir obter crédito [ou em situação de] insolvência meramente iminente, [que consiste na] inviabilidade económica da empresa ou a irrecuperabilidade financeira [...]

como igualmente possibilitar a sua recuperação de modo a voltarem a ter solidez financeira.

Por último, o SIREVE, que veio a ser revogado com a entrada em vigor da Lei 8/2018 de 2 de março, cria o Regime Extrajudicial de Recuperação de Empresas (RERE), o qual traz algumas diferenças em relação ao anterior.

Passa a poder ser aplicado a mais do que às empresas ou empresários em nome individual, mas também às entidades presentes das alíneas a) a h) do Artigo 2º do CIRE.

O diagnóstico económico-financeiro deixa de ser obrigatório, passando o plano de recuperação a ter de ser acompanhado por uma declaração de um Revisor Oficial de Contas (ROC) atestando que a entidade não se encontra incapaz de solver os compromissos assumidos, conforme indicam os números 1 a 3 do Artigo 3º do CIRE.

Por fim, impede os fornecedores de serviços essenciais (água, electricidade, combustíveis, comunicações, etc) de interromperem o fornecimento e possibilita a iniciação de um processo PER, caso o acordo seja subscrito por credores que representem o previsto no Artigo 17º – I do CIRE.

2.3. SISTEMA DE PRESTAÇÃO DE CONTAS

Globalmente, uma das limitações de qualquer sistema de contabilidade corresponde à informação contabilística ser, no seu essencial, quantitativa, mesmo considerando as notas explicativas constantes da Demonstração Financeira “Anexo”, implicando sempre alguma dificuldade de leitura, principalmente para o analista externo à entidade.

2.3.1. O NORMATIVO

Neste âmbito Portugal assistiu a uma alteração de normativo contabilístico em 2010, passando do Plano Oficial de Contabilidade (POC), aprovado inicialmente pelo Decreto-Lei 410/89 e sujeito a várias alterações durante a sua vigência, para o Sistema de Normalização Contabilística (SNC), aprovado pelo Decreto-Lei n.º 158/2009 e actualizado pelo Decreto-lei 98/2015.

Referem-nos Correia (2009) e Almeida, Dias, Albuquerque, Carvalho e Pinheiro (2010) que a alteração de normativo em algumas rubricas foi pouco além da mudança de *layout*, noutros casos mudou o registo, apresentação e processamento de factos patrimoniais, das quais se destaca:

1. O POC baseava-se em regras, o SNC apresenta-se mais amplo e subjectivo estando assente em princípios;
2. O SNC apresenta uma perspectiva patrimonial;
3. O SNC orienta-se para o justo valor, usando o POC para tal o custo histórico;
4. Diminuição do distanciamento às Normas Internacionais e à análise financeira, sendo necessárias menores correcções (como a inclusão dos conceitos de corrente e não corrente, sendo ao que levou a última actualização com transposição da Directiva 2013/34/UE);
5. Manutenção da não proximidade dos critérios económicos e fiscais;
6. Incremento da relevância da “Demonstração de Alterações de Capitais Próprios”;
7. Maior exigência na divulgação de informação, ganhando o “Anexo” relevância como “Demonstração Financeira”, enriquecendo a informação disponível para os decisores;

8. Na Demonstração de Resultados:

- a) Apresentando-se em SNC construída numa óptica funcional;
- b) Remoção de rendimentos e gastos extraordinários, impondo que algo irrepetível, se inclua ao nível operacional (trazendo a limitação da inclusão de montantes não replicáveis, desvirtuando o “Resultado Operacional”);
- c) Separação do “Resultado Líquido” relativo a actividades a descontinuar;
- d) Substituição dos custos financeiros por gastos financeiros, expurgando gastos bancários que não decorram destes, como comissões, cheques, etc.

9. No Balanço:

- a) Retirada do “Capital Social” dos montantes não realizados (em SNC), reduzindo a solvabilidade (revertido com o Decreto-lei 98/2015, passando para o “Activo” o capital subscrito não realizado);
- b) Reconhecimento de subsídios ao investimento, com certos requisitos, em capitais próprios em lugar de serem registados em “Passivo” (transformando empresas falidas, segundo os critérios mais tradicionais ou o descrito no Artigo 35º do CSC, em saudáveis pelo conseqüente aumento de indicadores como a Solvabilidade ou Autonomia Financeira);
- c) Itens do “Activo” no POC passam a “Gasto” em SNC (despesas de instalação e constituição);
- d) Despesas de Investigação não reconhecidas no “Activo”, pela necessidade de demonstração de fluência de benefícios económicos futuros;
- e) Amortização de “Activos Intangíveis” sem vida útil definida deverá ocorrer num prazo não inferior a 5 nem superior a 10 anos;
- f) Introdução das rubricas de “Activos Biológicos”, de consumo e produção;
- g) Impedimento de utilização do critério de valorimetria LIFO (*Last in First Out*) que implicava a saída de itens com custo de aquisição mais elevado, em lugar das mais antigas, normalmente de valor mais baixo, reduzindo resultados através do aumento do custo das vendas;
- h) Obrigatoriedade de inventário permanente, com contagens físicas anuais e identificação detalhada dos bens, com excepção para as “Microempresas”, prestações de serviços e, sob algumas condições, Código de Actividade Económica (CAE) A, Agricultura, produção animal, caça, floresta e pesca.

Contudo, há que ressaltar que, das mudanças descritas, as mais importantes e que se apresentam como maior possibilidade de influenciar a análise financeira, são aquelas que afectam a rubrica de capitais próprios (através de “Capital Social” ou de subsídios entre outros) assim como os resultados, destacando-se os operacionais, sendo que há que relevar neste tópico, como forma de exemplo, que:

1. Duas entidades com o mesmo volume de negócios, “Activo Total” e valores a receber serão fortemente diferentes caso as vendas de uma provenham de três clientes, enquanto, na outra advenham de 1000 (o risco inerente quanto a imprevistos, necessidades de segurança financeira e pressão na tesouraria são profundamente diferentes), ou seja, as “Demonstrações Financeiras” não nos indicam quanto à concentração de devedores ou credores ou ao seu poder negocial;
2. Activos de longo prazo com desgaste, que se apresentem semelhantes a nível monetário, podem implicar práticas de mensuração subsequente e amortização diferentes. Todavia, neste caso, o “Anexo” disponibiliza algum detalhe importante;
3. A opção por práticas fiscais na determinação de amortizações, depreciações e imparidades de contas a receber poderão distorcer materialmente a efectiva valorização de activos e resultados, todavia, se a entidade for sujeita a revisão legal de contas, esta poderá conter informação complementar relevante.

Assim de forma a possibilitar uma leitura adequada e que permita efectivamente apoiar os *Stakeholders* na tomada de decisão é importante que conste dos relatórios e das “Demonstrações Financeiras” a divulgação das seguintes informações:

1. Critérios de amortização e depreciação, correspondentes bases de cálculo e respectivo suporte;
2. Posterior quantificação de activos, periodicidade e justificação;
3. “Capital Realizado”: a apresentação deste no “Balanço” e demonstração de posição financeira em lugar do “Capital Social” era uma das mudanças mais importantes do SNC em 2010, vindo, todavia, a ser revogada com a alteração legislativa de 2015;
4. Identificação inequívoca dos valores em mora e da sua antiguidade, em particular as referentes ao Estado;
5. Processos judiciais em curso, quer provoquem ou não ajustes em provisões bem como as possíveis contingências pecuniárias que lhes estejam relacionadas;

6. Detalhe do reporte fiscal de prejuízos, possíveis impostos diferidos relacionados, tal como das tributações autónomas (podendo apresentar fortes oscilações entre exercícios);
7. Relato de situações que possam vir a ocorrer ou afectar a continuidade da entidade (*going concern*, sendo que para a sua aferição e teste fazem particular sentido as formulações de previsão de falência em estudo na presente tese);
8. Destaque dos bens com limitações jurídicas de propriedade (como sucede com os que se apresentam associados a locações financeiras);
9. Detalhe das mudanças nas rubricas de “Capital Próprio” durante o exercício (e não somente no seu global) na “Demonstração de Alterações de Capital Próprio”;
10. Escrutínio detalhado dos mais importantes cash-flows do exercício;
11. Análise da actividade de exploração, passada e futura, das características associadas (como a comparação sectorial), enquadramento e contextualização.

Nas “Demonstrações Financeiras” individuais, uma das mais importantes limitações concretiza-se na percepção das relações entre empresas do mesmo grupo.

Caso se trate de um grupo que se assuma de forma formal (com domínio jurídico) as contas consolidadas, anulando as operações intra-grupo podem corrigir parte da limitação. Todavia, nos grupos informais, sem relação jurídica directa, com múltiplas entidades detidas pela mesma pessoa ou grupo que, não consolidando contas, limitam o rigor da análise.

Daqui provém a relevância da informação, para além da exposta nas “Demonstrações Financeiras”, dos principais devedores e credores, respectivos valores em aberto, transacções relevantes e dos seus fluxos monetários relacionados (transacção de activos, partes de capital, disponibilização e recepção de valores monetários, etc).

As SPE (*Special Purpose Entities*) ou SPV (*Special Purpose Vehicles*), frequentemente chamadas de “sociedades veículo”, utilizam normalmente *offshores* ou zonas francas e são uma de várias formas de distorcer as “Demonstrações Financeiras” (sendo os seus intentos mais comuns o alisar de rendimentos, ocultar de passivos ou sobrevalorizar lucros).

Escândalos quer nacionais como internacionais (o caso da Enron, Parmalat, WorldCom, Tyco, Lehman Brothers, Banco Privado Português, Banco Português de Negócios, Banco Nacional de Investimento do Funchal, Banco e Grupo Espírito Santo, Toshiba, Volkswagen, etc), junto com o que indicam Kliestikova, Kovacoa, Kliestik (2018), evidenciam a

importância do risco de distorção das “Demonstrações Financeiras”, bem como do comprometimento da análise financeira, uma vez que os toma como fonte de informação.

2.3.2. A AUDITORIA E REVISÃO DE CONTAS

O auditor ou Revisor Oficial de Contas desempenha um papel importante na vida tanto empresarial como da sociedade.

É sobre ele que assenta a validação de fiabilidade da informação financeira, que posteriormente, entre outras coisas, será a base da tomada de decisão dos *Stakeholders* (trabalhadores, credores, devedores, Estado, financiadores, accionistas ou sócios actuais e futuros, etc), assim como a validação e antecipação das perspectivas e continuidade da empresa.

Diz-nos Peres (2014) que, da opinião do auditor conclui-se se as contas se apresentam isentas de erros ou omissões, dependendo dela também a validação dos pressupostos subjacentes ao SNC, com uma ênfase particular na continuidade ou *going concern*.

Segundo Carvalho (2013, p. 21), a avaliação deste pressuposto

obriga a grande ponderação e cuidado pois é uma matéria muito sensível. [...] se o auditor não alertar para a eventualidade da falência e ela ocorre (erro tipo I) logo se diz que falhou. Se [...] alerta para a possibilidade de falência e esta não ocorre (erro tipo II) critica-se o auditor por lançar uma falsa suspeita [...]

Em linha com o anterior, indica-nos Silva (2015) que a identificação de possíveis problemas relacionados com a efectiva continuidade da empresa, questão de juízo profissional, constitui uma das mais complicadas tarefas do auditor, devendo este procurar apoio em técnicas que com isenção permitam de forma objectiva identificar possíveis problemas financeiros.

É deste modo que faz com que estes sejam, junto com os demais *Stakeholders*, dos principais potenciais utilizadores das técnicas de previsão de falência, consideradas ferramentas essenciais, algo que, apesar de ainda não ocorrer no panorama nacional, internacionalmente já há muito é uma realidade.

2.3.3. A MATERIALIDADE COMO BARREIRA CRÍTICA

Conforme nos descrevem Berman e Knight (2020, p. 54) “[m]aterialidade [...] [ou] [m]aterial [...] indica algo significativo – algo que pode afectar a decisão de um investidor informado acerca da situação [económico-]financeira da empresa.”.

Constitui uma das principais características qualitativas das “Demonstrações Financeiras”.

Encontrava-se já presente como princípio contabilístico no POC, que vigorou em Portugal até 2009, tendo sido reconduzida praticamente sem modificações relevantes pela Comissão de Normalização Contabilística para o SNC, normativo que se lhe seguiu.

Na “Estrutura Conceptual” do SNC, referencial contabilístico em vigor em Portugal desde janeiro de 2010, alterado pelo Decreto-Lei 98/2015, (2015, p. 20727) indica-se que

[a] relevância da informação é afetada pela sua [...] materialidade [...] [sendo] material se a sua omissão ou inexatidão influenciarem as decisões económicas dos utentes [...] [.] [Esta] depende da dimensão do item ou do erro julgado nas circunstâncias particulares da sua omissão ou distorção [...] proporciona[ndo] um [...] ponto de corte [...]

Igualmente o Financial Accounting Standards Board (FASB) (2016) descreve que

information is material if there is a substantial likelihood that the omitted or misstated item would have been viewed by a reasonable resource provider as having significantly altered the total mix of information.

A fim de assegurar o melhor tratamento para esta temática, há que primeiramente determinar quais serão os critérios mais adequados para validar a materialidade, tarefa que recai sobre o ROC, dado que será através destes que observará a existência daquilo que o FASB identifica como erro material. Observa-se na literatura concordância na efectiva complexidade de determinação deste critério, uma vez que pode ser influenciado pela dimensão, sector ou características da empresa sob escrutínio.

Concomitantemente, obtém-se igualmente concordância que a análise do cito erro se deverá processar rubrica a rubrica, de forma individual ou agregada, ou seja, para ser considerado demasiadamente pequeno para análise, não basta que determinado facto

patrimonial fique abaixo do limite ou barreira crítica para a materialidade, mas tal terá de ocorrer também com o agregado dos que a ele forem semelhantes.

Tabela 1 - Pontos de Corte para a Materialidade

	Vendas e Serviços Prestados	Resultados	Capital Próprio	Total de Activo
Pany e Wheeler (1989)	0,5%	0,5% a 5,0%	1,0%	0,5%
Bernardi e Pincus (1996)	0,5%	0,6% a 5,0%	1,0%	0,5%
Hayes, Dassen, Schilder e Wallace (1999)	0,5%	2% a 10%	1,0%	0,5%
Mckee e Eilifsen (2000)	0,5%	0,5% a 5,0%	1,0%	0,5%
Boynton, Johnson e Kell (2001)	0,5% a 1,0%	5,0% a 10,0%	1,0%	0,5% a 1,0%
Brody, Lowe e Pany (2003)	1,0% a 1,5%	5% a 10%		1,0% a 1,5%
International Federation of Accountants (2004)	0,5%	5,0%		0,5%
Hayes, Dassen, Schilder e Wallace (2005)	0,5% a 2,0%	5,0% a 10,0%	1,0% a 5,0%	0,5% a 2,0%
Arens Elder e Beasley (2005)		5% a 10,0%		3,0% a 6,0%
Boynton e Johnson (2006)	0,5% a 1,0%	5,0% a 10,0%	1,0%	0,5% a 1,0%
Juma'h (2009)	0,5 a 2,0%	5,0% a 10,0%		0,5 a 2,0%
Gramling Rittenberg e Jonhston (2010)	1,5%	10,0%		1,5%
Almeida (2011)	0,5% a 2,0%			
Alves (2015)	0,5% a 2,0%	3,0% a 10,0%	1,0% a 5,0%	1,0% a 3,0%
Universidade de Fribourg (2016)	0,5% a 2,0%	5,0% a 10,0%	1,0% a 5,0%	0,5% a 2,0%
Resumo	0,5% a 2,0%	0,5% a 10,0%	1,0% a 5,0%	0,5% a 6,0%

No respeitante a esse limite, por não haver um entendimento global sobre o valor exacto para o mesmo, agregaram-se, na Tabela 1, as *rule of thumb* decorrentes da revisão da literatura.

É de notar ainda que o estabelecimento do critério de materialidade é de sobeja relevância para os trabalhos de auditoria, concretizando a identificação do que poderá ser classificado de erro ou omissão relevante, permitindo a gestão dos riscos inerentes aos testes por ela realizados.

Igual importância têm também os modelos de previsão da saúde ou falência empresarial enquanto instrumento de validação da continuidade empresarial.

Ao identificar essa importância, de acordo com Peres (2014), em 1987 a *Quebec Chartered Professional Accountant Order*, junto com a Universidade de Montreal desenvolveram uma

formulação, cuja utilização é recomendada, a fim de o auditor poder emitir opinião de forma mais fundamentada.

Ainda que ambas as temáticas sejam, como descrito, pedras basilares no processo de auditoria e revisão de contas até à data não foi possível identificar que as suas investigações se tenham cruzado.

No caso do estudo da previsão de falência empresarial, e concretamente no desenvolvimento de modelos, um dos primeiros e mais importantes passos é, concretamente, a selecção da forma de separação entre empresas com e sem saúde financeira, ou por outras palavras a concretização do conceito de falência.

A maioria dos autores opta ou por um critério legal (Ponto de Corte Legal (PCL)), entidades a quem foi decretado encerramento por via judicial ou a apresentação a processo de liquidação entre outros); ou por um, mais tradicional, contabilístico (Velho Ponto de Corte (VPC)), correspondendo simplesmente à presença ou ausência de “Capital Próprio” na empresa, ou por outras palavras, se este é ou não superior a zero.

No caso deste último, facilmente se entenderá que uma empresa, qualquer que seja o seu tamanho ou área de actividade, apresentando um “Capital Próprio” de um cêntimo de euro tem, quanto a esta rubrica, uma situação financeira tão frágil quanto uma outra que apresente zero euros ou um cêntimo de euro negativo.

Parece-nos então legítimo analisar a substituição deste critério, assente num valor absoluto, por um que utilize um valor relativo onde seja identificável não a presença de capitais próprios, mas antes a sua relevância, ou seja, a sua materialidade.

Procuraremos então analisar o impacto na eficácia dos modelos de previsão de falência da utilização da materialidade como critério de separação das empresas, no respeitante à sua saúde financeira, procurando assim utilizar, além dos mais tradicionais também, este critério como um Novo Ponto de Corte (NPC).

Assim, recorrendo às *rule of thumb* descritas na Tabela 1, e a fim de incluir o contributo de todos os autores presentes, utilizaremos o ponto médio dos critérios identificados relativamente à materialidade quanto ao “Activo Total”, ou seja, total dos capitais próprios menor que 1,2% do total de “Balanço”.

Deste modo, confrontá-lo-emos com a performance obtida na utilização dos tradicionais critérios legais (PCL: empresas dissolvidas, liquidadas, extintas, encerradas legalmente, que se apresentaram à falência ou que a mesma lhe foi decretada) ou contabilístico (VPC: empresas com “Capital Próprio” menor que zero).

2.4. ANÁLISE ECONÓMICO-FINANCEIRA

Difícilmente se encontrarão duas empresas que possam ser directamente comparáveis entre si para de alguma forma os decisores conseguirem tomar opções sobre o melhor caminho a trilhar.

É esta limitação que faz nascer a análise económico-financeira.

Procurando antes possibilitar a de comparabilidade, onde, a título de exemplo, Trigueiros e Sam (2018) descrevem a sua utilidade na eliminação da problemática decorrente da dimensão empresarial e o resumo do grande volume de informação existente.

Através da sintetização da informação permitirá assim inferir mais do que características ou *performance*, também a saúde financeira da empresa bem como a percepção desta por parte dos *stakeholders*, fundando-se na informação contabilística e na sua materialização em indicadores.

2.4.1. A VISÃO TRADICIONAL

De acordo com Brealey et al. (2016), a análise financeira é frequentemente considerada uma bola de cristal para desvendar aquilo que a informação económica esconde, contudo não é um passe de magia, é por outro lado, segundo Brealey, Myers e Marcus (2001) e Ross et al. (2002), uma forma de sintetizar informação, ajudando a colocar as questões adequadas, permitindo a comparação entre anos e empresas.

Dizem-nos Trigueiros e Sam (2018) que a análise económico-financeira assenta na utilização de indicadores, vulgo rácios.

Por outras palavras, usa quocientes entre duas grandezas, que têm em si o mérito de retratar a posição da empresa, além de permitirem a comparação de entidades com tamanhos diferentes, motivo pelo qual são utilizados por instituições financeiras, reguladores e investidores, entre outros, a fim de identificar a *performance* ou a possibilidade de incumprimento da entidade.

Esta técnica recorre à comparação constante entre o que se observa na entidade e um termo comparativo considerado como bom, permitindo assim concluir do estado da posição económico-financeira da empresa.

Concretamente, procurando um exame incremental e cada vez mais fino e aprimorado, a fim de se poder retirar o máximo de detalhe possível da informação recolhida, segundo

Breia et al. (2014) e Peres (2018) a análise económico-financeira utiliza três termos de comparação para os seus indicadores:

1. Visão teórica e abstracta do instrumento a utilizar: cada indicador, por tradição, apresenta um valor ou tendência que a teoria identifica como sendo o limite ou barreira a partir do qual o resultado é considerado bom, (por exemplo de 30% para a “Autonomia Financeira” ou 1,2 para a “Liquidez Geral”) não levando em consideração as especificidades da entidade como o sector, localização, dimensão, etc...;
2. Evolução da própria empresa ao longo do tempo: decorrente das características qualitativas da informação financeira da consistência e comparabilidade procura-se na utilização de “Demonstrações Financeiras” de anos sucessivos a observação de tendências dentro da empresa, chamada de análise horizontal;
3. Meio envolvente específico:
 - a. comparação com o meio ou ambiente macro específico onde a empresa se insere, ou seja, análise vertical, procura confrontar a entidade com o que se poderá chamar de “Empresa Média Sectorial” adaptada para análise por sector de actividade, localização e dimensão, sendo contruída através da média das “Demonstrações Financeiras” das entidades com o mesmo tipo de actividade;
 - b. comparação com o meio ou ambiente micro específico, com composição semelhante ao utilizado para o ambiente macro específico, reunirá um conjunto de empresas que, dentro do mesmo sector de actividade, adoptam orientações estratégicas semelhantes no que respeita ao grau de diversificação de produto, características e estrutura de custos.

Podemos ver a análise financeira de modo diminuto, olhando apenas para a relação entre massas patrimoniais ou para o nível de cumprimento do previamente planificado, ou então considerá-la, como Breia et al. (2014), de forma mais agregadora, como instrumento, com uma perspectiva interna associada às necessidades da área financeira da entidade e outra externa, focada nas entidades que com ela se relacionam (*stakeholders*).

Naturalmente a análise financeira encontra-se fortemente dependente da forma como é construída e divulgada a informação contabilística, tendo cada país (e em alguns casos mesmo cada sector) o seu normativo contabilístico, uns mais próximos da fiscalidade, outros com maior presença das normas internacionais.

Como se apresentou na secção 2.3.1. (O Normativo) para o caso português, os normativos contabilísticos, no seu global, com o passar do tempo, têm vindo a incluir maior rigor.

As entidades, todavia, retêm alguma liberdade na determinação de resultados (com maior ou menor aproximação ao critério fiscal, validação maior ou menor do pressuposto da continuidade, frequência de testes de imparidade ou revalorização de activos e passivos, etc) e na agregação de rubricas, influenciando o detalhe das “Demonstrações Financeiras”, todavia, a análise financeira precisa ir para além das aparências percecionando efectivamente as opções tomadas pela entidade.

2.4.2. A VISÃO DINÂMICA

A fim de, como indicado anteriormente, reduzir o risco de utilização de peças contabilísticas adulteradas ou, como indicam Kliestikova, Kovacoa, Kliestik (2018), Shi e Li (2019) e Berman e Knight (2020), conter distorções à efectiva situação económico-financeira da entidade, segundo Breia et al. (2014), Peres (2014) e Vasconcelos (2017), poderá para tal ser utilizada a técnica dos indicadores de alarme ou *red flag indicators*.

Estes, resultando da análise cuidada da informação contabilística (articulando indicadores, identificando padrões, observando a consistência e sentido das informações), podem indicar falta de congruência, que não sendo necessariamente evidências de não conformidades, consubstanciam casos de variações significativas face aos padrões habituais.

De entre várias situações possíveis apresentam-se como sinais de alarme:

1. Apresentação de elevados saldos bancários ou de caixa:
 - a. Em simultâneo com relevantes passivos remunerados, a coexistência desta situação por alargados períodos de tempo revela ineficiência financeira ou incapacidade em fazer *roll-over* da dívida;
 - b. Em relação às vendas versus a média do prazo de cobrança, pode ilustrar a ocorrência de exfluxos de fundos não declarados ou mesmo o seu desvio;
2. Elevados prazos médios de recebimento ou de *stocks* podem indiciar, entre outras ocorrências, a insuficiência de imparidades, sobre-facturação ou dificuldades de recebimento;

3. Investimentos e/ou participações financeiras sem um adequado nível de remuneração (com resultados contabilizados através do método de equivalência patrimonial);
4. Taxas médias de depreciação ou amortização diminutas (quer em comparação com o passado como com o sector) podem corresponder à desaceleração destas e à incontornável gestão de resultados;
5. Relevantes oscilações de provisões e imparidades injustificadas podem também ser indicativas de manipulação de resultados;
6. Activos por impostos diferidos relacionados com prejuízos alvo de reporte, sem prova de medidas de reestruturação da empresa, que permitam recuperar os resultados negativos.

Contudo, também de acordo com Breia et al. (2014), Peres (2014) e Vasconcelos (2017), existem situações onde as opções da gestão, não tendo qualquer não conformidade, melhoram, por vezes significativamente, a posição financeira e os resultados da empresa:

1. Utilização de operações de locação operacional, ou outros tipos de financiamento *off-balance sheet*, em vez de locação financeira, conduzirá à redução dos activos e consecutivamente à melhoria da *performance* do rácio “Rotação dos Activos” assim como das suas rendibilidades líquidas e operacionais (situação combatida deste 2016 via aplicação da IFRS 16 - Locações);
2. Diluição de partes de capital (participações inferiores a 20% podem não obrigar à utilização do método de equivalência patrimonial);
3. Acordar com um credor uma dação em pagamento com posterior contrato de arrendamento, reduzindo assim o valor do “Activo” e do “Passivo” melhorando os indicadores que usem essas massas patrimoniais;
4. Implementar políticas agressivas de redução de inventários ou de recebimentos potencia a melhoria de múltiplos indicadores como a diminuição de necessidades de fundo de maneio;
5. Aumento negociado, sem custo acrescido, dos prazos de pagamento ou obtenção de descontos, possibilitando o incremento dos recursos cíclicos;
6. Recurso a operações de factoring ou outras formas cíclicas de endividamento com renovação a curto prazo, melhoram de forma artificial um conjunto de rácios, além de incrementar artificialmente a tesouraria.

7. Processamento das entregas (adicionais) de meios financeiros por detentores de partes de capital como prestações suplementares em vez de suprimentos, pode melhorar os indicadores que utilizem o “Passivo Total” ou o “Capital Próprio” (neste ponto o SNC, dando maior relevância à substância económica que à forma jurídica, deu um passo importante).

CAPÍTULO 3 – TÉCNICAS DE PREVISÃO DA FALÊNCIA EMPRESARIAL

3.1. PERSPECTIVA GERAL DAS PRINCIPAIS TÉCNICAS

Martins (2003), Peres (2014) e Vasconcelos (2017), indicam que os primeiros estudos da previsão de falência surgem nos Estados Unidos da América (EUA) por volta de 1930, na sequência da crise de 1929, contudo, segundo Divsalar, Javid, Gandomi, Soofi e Mahmood (2011), o interesse sobre a temática só ganhou impulso na década de 60 do mesmo século com a utilização de técnicas estatísticas.

Estes modelos e técnicas têm normalmente por base a informação contabilística que, segundo Silva e Fernandes (2003) e Altman, Iwanicz-Drozdowska, Laitinen e Suvas (2017), quando associada ao objectivo da optimização da capacidade predictiva das funções, pode ser perigosa, em particular aceitando esses dados sem qualquer reserva ou interrogação.

Existe um grande número de estudos sobre a falência empresarial e em particular sobre a sua previsão.

Observando esta realidade, Aziz e Dar (2004), Bellovary et al. (2007), Pereira, Basto, Gómez e Albuquerque (2010), Fernández e Gutiérrez (2012), Jackson e Wood (2013), Sun, Li, Huang e He (2014), Peres (2014), Pereira e Martins (2016), Peres e Antão (2017), Severin e Veganzones (2018), Veganzones e Severin (2020) e Bhutta e Regupathi (2020) procuraram fazer uma revisão de cerca de 90 anos de estudo, sugerindo os seguintes agrupamentos para os modelos desenvolvidos.

3.1.1. MODELOS ESTATÍSTICOS

Apesar do interesse de investigação sobre esta temática ter surgido nos anos 30 do século XX, indicam vários autores, de entre eles Bhutta e Regupathi (2020), que a primeira formulação surge com Beaver em 1966, utilizando um conjunto de rácios aplicados de forma isolada e sucessiva a fim de classificar uma empresa como estando ou não saudável.

3.1.1.1. Análise Discriminante Univariável (ADU)

Desenvolvida por Fisher (1936), a ADU tem sido usada como método tradicional de interpretar “Demonstrações Financeiras”. Os indicadores ou rácios das empresas servem de variáveis explicativas ou previsores por potencialmente apresentarem fortes diferenças entre as entidades saudáveis e as restantes.

Beaver, na década de 60, foi pioneiro no estudo da ADU aplicada à previsão de falência do qual Altman (1968, p.2) indica que este

“compared a list of ratios individually for failed firms and a matched sample of non-failed firms. Observed evidence for five years prior to failure was cited as conclusive that ratio analysis can be useful in the prediction of failure.”

A natureza da ADU assenta na análise das variáveis uma após a outra, sem o intuito de apreender um efeito agregado, de quaisquer rácios em conjunto.

Segundo Domínguez (2000), Correia (2012), Pereira e Martins (2016) e Peres e Antão (2017), baseia-se na previsão recair apenas sobre um indicador, ou seja, a variável independente é explicada apenas por uma variável dependente, como por exemplo, a variável “saudável” ou “não saudável” ser explicada apenas pela rentabilidade, liquidez ou solvabilidade;

De facto *“a single variable can be used for predictive purposes”* (Cook e Nelson, 1998, p. 1), no entanto também os “investigadores contemporâneos criticaram bastante os modelos univariantes com o argumento de que um rácio, analisado isoladamente, não contém informação suficiente” (Santos, 2000, p. 48).

Estes, embora consubstanciem “a moderate level of predictive accuracy” (Sheppard, 1994, p. 10), consideram-se como “não tendo proporcionado uma relevante medida do risco” (Correia, 2012, p. 11).

A esta abordagem, Altman (1968, p. 591), aponta limitações exemplificando que “a firm with a poor profitability [...] may be regarded as a potential bankrupt. However, because of its above average liquidity, the situation may not be considered serious.”

Concordando, indica-nos Divsalar et al. (2011), que diferentes indicadores podem mover-se em sentidos opostos, resultando em diferentes previsões.

Esta abordagem assenta no pressuposto da existência de proporcionalidade entre a variável utilizada em numerador e denominador.

Hipótese que tem forte probabilidade de ser violada.

A existir uma relação ela poderá ser não linear, não originando um resultado proporcional, além de que a adição de uma constante pode ser importante na relação entre as variáveis do rácio sob escrutínio, impedindo assim a proporcionalidade.

Acresce que a ADU, apresentada de forma mais detalhada na subsecção 3.3.1. (Univariável), segundo Veganzones e Severin (2020), sublinha indicadores individuais de alerta para risco iminente das empresas recorrendo apenas a um rácio de cada vez.

Esta circunstância poderá, como indicado, ser susceptível de interpretação errónea e potencialmente confusa uma vez que a posição económica de uma empresa é multidimensional e nenhum indicador sozinho consegue descrevê-la.

Fruto destas limitações a sua natural evolução levou então à combinação de várias variáveis em simultâneo, sendo que de acordo com Bellovary et al. (2007, p. 4),

In his suggestions for future search, Beaver indicated the possibility that multiple ratios considered simultaneously may have higher predictive ability than single ratios - and so began the evolution of bankruptcy prediction models.

E assim, conjugando vários rácios numa função e demonstrando a optimização da previsão, surge o modelo Z-Score de Altman (1968) com a aplicação da Análise Discriminante Múltipla (ADM).

3.1.1.2. Análise Discriminante Múltipla (ADM)

Procura a distinção estatística entre grupos recorrendo a múltiplas variáveis simultaneamente e, dadas as limitações da ADU, veio posteriormente a substituí-la, desde os trabalhos desenvolvidos por Altman (1968).

Utilizada para a classificação de observações (empresas) como pertencendo a um grupo pré-definido (falida ou não falida) de acordo com as particularidades específicas presentes na observação, permite, segundo Santos (2000), Peres e Antão (2017) e Severin e Veganzones (2018), separar entre grupos definidos *a priori*, discriminando assim a empresa em estudo, a partir do *output* ou *score* que se apresenta sob a forma de índice, diferente entre entidades.

Altman (1968) abriu uma importante linha de investigação no âmbito da previsão de falência, baseada na ADM, que ainda hoje é referência nesta área de estudo. Assim, o ponto mais importante decorre da aplicação da ADM a esta temática estar na génese da investigação sobre a mesma.

Segundo Sun et al. (2014) e Peres e Antão (2017), entre outros, dela surgem conclusões relevantes para a área de estudo, como a capacidade explicativa dos indicadores financeiros enquanto variável independente e a diminuição do erro de previsão com a proximidade ao momento de falência.

Muitos foram os investigadores que, desde o aparecimento dos métodos de previsão de falência até aos dias de hoje, exploraram estas questões.

O modelo é um processo linear de combinação de variáveis discriminatórias relacionando as observações de certa variável (X_i) com os registos de uma certa grandeza (Y_i), sendo que considera a existência de uma relação linear dos parâmetros β_i subjacentes.

Da chamada Regressão Linear (RL) pressupõe-se uma expectativa condicional Y_i dado X_i , geralmente com uma função do tipo apresentado na Equação 3.

Equação 3 - Regressão Linear: Tipo de Função

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_m X_m + \varepsilon$$

Esta função estima-se com recurso ao Método dos Mínimos Quadrados, onde os X_i são variáveis explicativas e Y_i segue uma distribuição onde pode tomar o valor de 0 (quando o evento não ocorre, ou seja, a entidade não falir) e 1 (caso ocorra, a empresa falir).

A aplicação da Regressão Linear na previsão da falência empresarial, implica identificar um valor que distinga as entidades falidas das saudáveis.

Os coeficientes da RL são usados na construção de *scores* ou pontuações de desempenho para as empresas, podendo, alternativamente, ser analisados como probabilidade de falência.

Os resultados da aplicação do modelo são apresentados numa matriz, ilustrada no Quadro 3 (Matriz de Interpretação dos Resultados Modelos, p. 58), utilizada para testar a acuidade da classificação e a percentagem dos casos conhecidos correctamente classificados, sendo uma medida adicional das diferenças entre os grupos ou da precisão da previsão é, deste modo mais intuitiva e pode ser usada para aferir a força do processo de classificação.

O recurso a técnicas inferenciais suportadas em dados de exemplo, leva a que o percentual de previsões correctas sobestime o poder do procedimento de classificação. Uma solução para esta problemática consubstancia-se na utilização de uma *Hold-out Sample* ou, por outras palavras, o processo de classificação será validado com a divisão aleatória da amostra em dois sub-grupos, um utilizado para derivar a função e outro para a testar.

A RL, segundo Altman (1968, p. 592), tem “*the advantage of considering an entire profile of characteristics common to the relevant firms, as well as the interaction of these properties*”, contudo não é uma técnica perfeita, antes está sujeita a alguns pressupostos.

A construção do modelo baseia-se nas hipóteses de que as matrizes de dispersão do grupo (variância-covariância) se apresentam semelhantes nas entidades falidas e saudáveis assim como de que o evento ou variável dependente a descrever ser continua, além de, segundo Santos (2000), Altman et al. (2017) e Peres e Antão (2017), assumir que as variáveis independentes, rácios financeiros, têm uma distribuição normal.

Alem de que na sua aplicação, assume ainda que a empresa examinada é comparável com as que foram originalmente utilizadas para desenhar o modelo.

Adicionalmente como é natural, esta ou qualquer técnica é naturalmente tão melhor quanto também o for a informação que usa, podendo ver a sua capacidade de previsão reduzida por existirem diferentes tratamentos contabilísticos, *Hollywood Accounting*, ou tão somente por as empresas em dificuldades atrasarem, com frequência, a apresentação de contas.

Aziz e Dar (2004), Bellovary et al. (2007), Pereira et al. (2010) entre outros, têm demonstrado que muitos dos pressupostos descritos, ainda que exigentes, são frequentemente violados ou não validados, além de que a utilização de amostragem não aleatória de empresas poderá criar enviesamento nos resultados.

3.1.1.3. Logit e Probit (LP)

Em busca de uma técnica aplicável com pressupostos menos exigentes do que os da RL, os investigadores sugeriram o uso de modelos de probabilidade condicionada como LP.

A Regressão Logística, de acordo com Bolado e Ramos (1998), é um caso particular dos modelos de probabilidade condicional ($P(Y|X)$), consubstanciando a vantagem de apenas exigir que os previsores, rácios financeiros, sejam independentes, sendo que em consonância, dizem-nos Press e Wilsson (1978), Johnsen e Melicher (1994) e Santos (2000), que não requer que sigam uma distribuição normal.

Consiste no logaritmo da probabilidade de certo evento suceder, ou seja, procura-se modelar o logaritmo da probabilidade de pertencer a certo grupo, em lugar de se modelar a efectiva pertença.

Apesar de ser possível modelar as probabilidades, é mais simples fazê-lo ao logaritmo natural ou neperiano (Ln) destas, conforme ilustra a Equação 4:

Equação 4 - Logaritmo Natural ou Neperiano das Probabilidades

$$\text{Ln (probabilidade)} = \text{Ln} \left(\frac{P}{1-P} \right)$$

Esta transformação em Ln, permite que a variável dependente possa assumir valores de menos a mais infinito, tornando de igual modo a variável dependente contínua, em vez de discreta. A formulação da Regressão de tipo Logístico constrói-se como apresenta a Equação 5:

Equação 5 - Regressão Logística

$$\text{Ln (probabilidade)} = \text{Ln} \left(\frac{P}{1-P} \right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \mu_i$$

Assim, a probabilidade de um evento ocorrer, neste caso a falência empresarial, é dada pela formulação apresentada na Equação 6:

Equação 6 - Probabilidade de Ocorrência de um Evento

$$P = \frac{1}{(1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_i)})}$$

Esta é assim estimada utilizando o “Método de Máxima Verossimilhança”. Assumindo que 0 indica falência, sendo que acima de 0,5 (barreira que ilustra igual possibilidade de a entidade falir ou não), descreverá uma menor probabilidade de falência.

Igualmente a regressão de tipo *Probit* adequa-se a casos onde a variável dependente se apresenta binária, dicotômica ou *dummy*, se os supusermos com distribuição normal, obtêm-se conclusões semelhantes às da RL, apresentando, todavia, os coeficientes, maior dificuldade de interpretação.

O *Logit* e *Probit* assentam em pressupostos, muitas vezes, não verificados. Por exemplo, o erro não apresentar uma distribuição normal e ter uma variância desigual. Além de gerar níveis de qualidade do ajustamento aos dados menores e a variável dependente poder encontrar-se fora do intervalo [0-1].

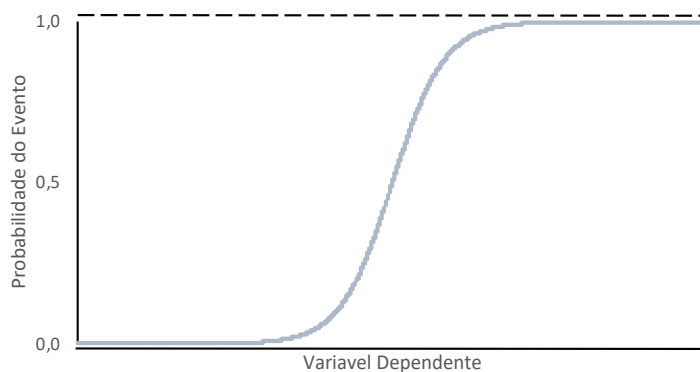
Tanto a regressão *Logit* como a *Probit* obtêm um melhor desempenho com amostras de grande dimensão, caso contrário, geralmente restringe o uso destes modelos, além de os resultados poderem também ser afectados no caso de as variáveis serem contínuas e os previsores em elevada quantidade.

Resumidamente, conforme nos indica DeMaris (1995), o LP tem, nos últimos anos, sido a técnica preferencial no desenvolvimento de modelos multivariáveis, principalmente por serem relativamente mais adaptáveis e resilientes, em termos de cálculo, quando comparados com os modelos baseados em LR.

3.1.1.3.1. Regressão Logística Binária (RLB)

Como nos descreve Bonney (1987), esta técnica consiste num caso particular da “Regressão Logística” onde a variável a observar ou dependente se apresenta como binária ou dicotômica, tal como ocorre no caso do estudo da previsão da falência empresarial.

Na aplicação a essa tipologia de problema pretende-se prever a presença ou não de uma característica nas observações, sendo então as empresas classificadas como falidas ou não, isto é, de forma binária (0 e 1).



Fonte: Adaptado Zanini (2007)

Gráfico 1 - Relação Entre Probabilidade de Falência e Valor dos Rácios Financeiros

Assim, num modelo de Regressão Logística Binária a relação entre a probabilidade de falir (i) e o valor dos indicadores financeiros (j) de um determinado ano (X_{ij}) descreve uma curva em “S” limitada entre zero (0) e um (1), conforme ilustrado no Gráfico 1.

3.1.2. MODELOS DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E SISTEMAS ESPECIALIZADOS (IASE)

A evolução tecnológica, especialmente desde a década de 80 do século passado, potenciou o surgimento de modelações orientadas para a tecnologia. Os IASE apresentam-se assim como alternativa aos tradicionais modelos Estatísticos que já há bastante tempo se encontravam em utilização.

Primordialmente considerados como máquinas de processamento numérico, identificou-se posteriormente que os computadores poderiam simular a inteligência cognitiva na resolução de problemas, semelhante à dos seres humanos, e, segundo O’Keefe e O’Leary (1993), desencadeando a procura por programações que pudessem vir a simular aceitavelmente essas capacidades.

A construção e instalação desses programas surge inicialmente em 1950, tendo ficado conhecida por Inteligência Artificial (IA).

Os seres humanos usam o seu raciocínio para solucionar problemas baseando-se no conhecimento.

A IA, a fim de se aproximar da inteligência humana ou, de pelo menos, se comparar com esta, deve beneficiar de conhecimento semelhante na sua aplicação, para incluir essa funcionalidade na IA, segundo Klein e Methlie (1995), surgem os Sistemas Especializados.

Um Sistema Especializado inicia-se a partir do processo de transferência de conhecimento, considerado *the bottleneck problem*, tendo dois processos de automação: ensino e aprendizagem, assumindo este último maior relevância.

A máquina pode aprender, ou seja, melhorar a *performance* num problema através da experiência anterior, sob supervisão estrita ou mesmo sem ela. Com o desenvolvimento de investigações surge numa variedade de métodos de aprendizagem supervisionada que se apresentam bem-sucedidos na resolução de problemas em diferentes domínios, incluindo, como no caso da Gherghina (2015), na previsão de falência empresarial.

3.1.2.1. Árvores de Decisão (AD)

Um programa de aprendizagem indutiva, como as Árvores de Decisão (AD), consegue aprender através de exemplos de um processo de generalização.

O sentido é encontrar relações entre as observações recorrendo a probabilidades condicionais. Em regra, os resultados apresentam-se sob a forma de regras $X \rightarrow Y$, significando, estando X presente, logo Y também estará. As AD ilustram um grupo de regras expressamente hierarquizadas, condicionadas e de lógica simples.

De acordo com Zhu, He, Starzyk e Tseng (2007), as AD apresentam-se como uma forma simples e eficaz de aprendizagem, inferindo decisões a partir de um grupo de variáveis, discretas ou não, equivalendo, graficamente, a uma árvore, ou por outras palavras, uma estrutura centrada interligando um conjunto de “nós” através de “ramos” resultando da sucessiva divisão de dados até aos terminais, que fornecem a classificação para a acção.

Na utilização para a falência empresarial, a AD é construída dividindo, ou por outras palavras, separando-se sistematizadamente a amostra utilizada para formação do modelo, até que os “nós” terminais contenham entidades de um só tipo: falidas ou não.

Qualquer novo objecto (entidade) é, assim, classificado em linha com o “nó” terminal no qual cai na árvore. Este “nó” identifica o grupo a que a empresa pertence, bem como a probabilidade que lhe está associada.

3.1.2.2. Redes Neurais Artificiais (RNA)

As RNA têm muitas vantagens por, como entre outros, nos indicam Odom e Sharda (1990), se basearem numa estrutura idêntica ao sistema nervoso humano.

Embora com a capacidade de suplantar o homem na computação de aritmética básica, os computadores são inferiores quando se trata do reconhecimento simbólico, como sucede com a identificação de sinais de dificuldade financeira ou da falência de uma entidade.

As RNA determinam a classificação, em resposta a sinais da débil saúde financeira de uma empresa, tal como um humano faria.

Assim, embora se conheça muito pouco sobre a forma como o cérebro humano aprende a processar informação, surgiram modelos que procuram replicar as habilidades dos neurónios.

A observação da *performance* do sistema nervoso central que recebe, armazena, processa e transmite a informação, revelou uma elevada capacidade para realizar de forma rápida e eficaz tarefas complexas, tais como; a capacidade de classificação e generalização de conceitos, o processamento paralelo de informação e a memória por associação.

Segundo Dutta e Shekhar (1989), o funcionamento começa recebendo e processando informação de forma complexa, apresentando a vantagem de se adaptar em tempo real.

Os neurónios, na RNA, são denominados como elementos de processamento ou “nós”, ligados entres si, através de interconexões e organizados em camadas. Cada “nó” faz a entrega, junta, e converte a informação de entrada num único sinal de saída através das interconexões.

Na previsão da falência empresarial, as Redes Neurais Artificiais entregariam, em “nós” de entrada, informações sobre variáveis explicativas. Os “nós” da camada oculta, ligados aos primeiros, recolheriam e processariam a informação aferindo a probabilidade da entidade falir ou não.

Embora vários estudos destaquem a utilidade das RNA, como é natural, também estes modelos apresentam limitações e falhas.

Não é fácil seleccionar o modelo adequado, por forma a reflectir a tipologia do problema, dado que existem várias tipologias de rede, métodos e parâmetros de aprendizagem. Ainda mais relevante para adoptar prudência bastante na utilização desta técnica na previsão de falência, facto de, de acordo com Altman, Marco e Varetto (1994), as RNA se caracterizarem por ser "caixas negras", dada a incapacidade do utilizador em compreender as regras escolhidas pelas RNA para resolver o problema. Como já discutido um dos

aspectos mais relevantes na selecção da técnica a adoptar na previsão de falência prende-se com a compreensão da informação de base associada ao processo de previsão.

De notar ainda que Altman (1993) destaca o longo tempo de processamento necessário para a fase de formação das RNA, a necessidade de um grande número de testes para identificar a estrutura adequada e o problema do nível de adaptação exigida.

Diz-nos ainda Santos (2000) que é uma clara desvantagem o processo depender dos analistas envolvidos, assim como, com a finalidade de se atingirem melhores resultados, se conduzir a pesquisa ou selecção de dados para a análise que em si possam apresentar uma menor sustentação teórica.

3.1.2.3. Raciocínio Baseado em Casos (RBC)

De acordo com Ahn e Kim (2009) consubstancia-se num processo de resolução de novos problemas com base nas soluções já obtidas na resposta a problemas anteriores. Pode dizer-se que o RBC é então um processo de raciocínio por comparação.

O método tem como pilar central a utilização no futuro, nos casos a serem analisados, os bons resultados anteriormente alcançados nos problemas já resolvidos, enquanto que, caso tenha falhado, não repetirá a utilização dessa solução, ou para que tal venha a suceder, esta deverá ser melhorada (despistando os problemas ou insuficiências que contenha).

Os sistemas constroem bases de informação de casos, a fim de dar ao utilizador um conjunto de referências sobre situações anteriores com características semelhantes, que poderão ajudar na solução.

No contexto da previsão de falência empresarial, o RBC começaria por desenvolver uma biblioteca de casos de previsão previamente já resolvidos que posteriormente serviriam para classificar o novo problema.

Assim, seleccionando e ajustando um caso semelhante, extraído da biblioteca, fornecerá um resultado para a previsão.

A solução obtida em RBC ainda é um desafio. Esta é construída com problemas já resolvidos anteriormente, no entanto, para derivar soluções realmente criativas requer estudo do processo de *brainstorming* bem como do número ideal de casos a representar.

3.1.2.4. Algoritmos Genéticos (AG)

São uma técnica utilizada principalmente em problemas de otimização recorrendo à ideia da herança genética e à teoria de Charles Darwin de 1859 de evolução natural (sobrevivência do mais apto), com uma troca estruturada e aleatória de características entre os indivíduos de uma população de soluções possíveis, segundo Ahn e Kim (2009), ajustando-se em vários campos um algoritmo de busca aplicado à resolução de problemas de otimização.

Esta técnica organiza o processo de busca em três fases, a representação genética, a selecção e a operação genética (cruzamento e mutação).

A primeira, recorrendo habitualmente ao alfabeto binário (0 e 1), cria uma população de soluções. Após a inicialização, cada variável é avaliada com uma função de aptidão definida pelo utilizador.

Ao longo do tempo, seguindo um processo de selecção, obtêm-se as variáveis com melhor desempenho.

Assim, o processo desenvolve-se até que a população real convirja para variáveis cada vez mais homogêneas. O processo termina quando o investigador estiver satisfeito com o nível de homogeneidade alcançado.

Na aplicação da técnica para a previsão da falência empresarial, os investigadores extraem um conjunto de regras que utilizam os Algoritmos Genéticos. Estas regras estão associadas aos pontos de corte. O modelo sustentará a previsão nestes pontos de corte, indicando se uma entidade tem ou não probabilidade de falir.

Bateni e Asghari (2020) identificam como maior limitação ao desenvolvimento de modelos baseados em AG para previsão de falência, o facto de serem difíceis de ajustar e não terem critérios de convergência, além de não existir nenhuma regra para a inclusão de restrições, condicionando significativamente a sua utilização na resolução da maioria dos problemas de otimização.

3.1.3. MODELOS TEÓRICOS

Recentemente, procurando responder ao facto dos modelos estatísticos e de IASE se concentrarem nos sintomas da falência e não nas suas causas, surgiram novas abordagens.

Segundo esta abordagem, os modelos de previsão deverão ser construídos recorrendo a argumentos teóricos. Segundo Aziz e Dar (2004), para os defensores destes modelos, como Dimitras, Zanakis e Zopounidis (1996), vários investigadores têm tentado explicar a falência empresarial recorrendo a algumas teorias, sendo há muito questionado quando tal não ocorre.

Numa delas, a teoria da Ruína do Jogador (RJ), segundo Scott (1981) e Morris (1998), a ideia básica está relacionada com um jogador com uma soma arbitrária e a probabilidade de ganhar ou perder, continuar a jogar até perder todo o seu dinheiro.

No contexto da falência empresarial, a empresa ocupa o lugar do jogador, continuando a operar até o seu “Capital Próprio” ser zero, atingindo a situação de falência.

Note-se que a teoria assume que a entidade tem uma certa quantia de dinheiro, decorrente da sua operação, que entra e sai continuamente, consubstanciando assim vários momentos de cash-flow positivo ou negativo.

Surgem ainda as Medidas de Decomposição de Balanço (MDB) como uma forma de identificar dificuldades financeiras das empresas que, segundo entre outros Booth (1983), pode advir da lógica económica da falência provável das empresas através da observação cuidadosa das mudanças que ocorrem nos seus balanços.

Se as Demonstrações Financeiras de uma empresa reflectem mudanças significativas durante determinado período de tempo, é menos provável que seja capaz de manter o equilíbrio uma vez que as modificações poderão tornar-se incontroláveis podendo, deste modo, antecipar situações de *financial distress*, tendo já alguns investigadores como Moyer (1977), concluído que o MDB não é um bom previsor da falência empresarial.

Por fim, no que concerne à gestão de curto prazo, por ser uma preocupação de todas as empresas, em particular no caso dos saldos de caixa e seus equivalentes, surge a Teoria da Gestão de Caixa e a “Demonstração de Fluxos de Caixa” ilustra-a, em particular a partir da década de 80 do século passado, como indicam Aziz, Emanuel e Lawson (1988).

Sendo considerado que o desequilíbrio entre entradas e saídas de fluxos monetários significaria o fracasso da função de gestão, a sua persistência poderá causar problemas financeiros e conduzir à falência.

De sublinhar que esta não consubstancia a única causa de *financial distress*, dado que, se apenas for considerado cash-flow da entidade, muitos outros factos significativos podem não ser identificados (em particular, os ocorridos com inventários e com o “Capital Próprio”).

3.2. FUNDAMENTO DA OPÇÃO PELOS MODELOS ESTATÍSTICOS

A análise dos vários métodos e modelos de previsão de falência empresarial deixa denotar que, em essência, apresentam semelhanças.

Historicamente, investigadores pioneiros como Beaver (1966) e Altman (1968) sugeriram o uso de modelos estatísticos.

Os avanços tecnológicos, especialmente desde a década de 80 do século passado, motivou a alguns a criação de modelos orientados para a tecnologia, os IASE.

Após a utilização inicial de técnicas estatísticas convencionais, surgem os modelos IASE que usam as características metodológicas tanto da ADU como da ADM. Assim, globalmente, os IASE podem ser considerados a automatização da abordagem estatística.

Relativamente aos modelos teóricos, sublinha Trigueiros (2019), que estes não olham, necessária e primeiramente, para a técnica de modelagem, antes tentam modelar o argumento, empregando uma técnica estatística adequada, pelo que até estes beneficiam das técnicas estatísticas em geral, não podendo o seu papel dentro da abordagem teórica ser ignorado.

Observa-se assim que a capacidade para previsão dos modelos Teóricos surge limitada, dado que a teoria escolhida como base para um dado modelo poderá não ter elencado alguma das muitas possíveis causas da falência empresarial.

Quanto aos modelos de séries temporais apresentam-se incapazes de produzir resultados animadores, uma vez que o conjunto de dados, na maioria dos casos, está longe de ter a dimensão mínima necessária.

As técnicas estatísticas existem em todos os tipos de modelos de previsão de falência empresarial, além de estarem em uso há mais tempo, desde a investigação de Altman (1968), de acordo com Bellovary et al. (2007), Peres (2014) e Shi, Li e Campa-planas (2018) entre outros, os principais métodos utilizados são a ADM e a Regressão Logística.

Esta última, surgindo nos anos 70 do século passado, elimina alguns dos pressupostos mais rígidos da primeira, procurando deste modo ultrapassá-la quer em eficácia como em popularidade.

Além dos detalhes já sistematizados, sobre as várias técnicas utilizadas na previsão da falência empresarial há ainda a considerar os estudos de Aziz e Dar (2004, 2006), Pereira et al. (2010), Fernández e Gutiérrez (2012), Jackson e Wood (2013), Sun et al. (2014) e

Pereira e Martins (2016) na óptica da eficácia de classificação e frequência de utilização destas técnicas, como guias para a selecção daquela sob a qual nos debruçaremos.

Os citados autores, apresentam-se concordantes, considerando que a ADM e a LP ocupam um claro lugar de destaque, surgindo ao longo dos anos como as mais investigadas e referenciadas, indicando ainda Zizi et al. (2020) que a LP tem vindo a superar a performance da ADM na aplicação ao caso da previsão de falência empresarial.

Além dos factos demonstrados, quer sobre as características como relativamente à utilização das técnicas desenvolvidas ao longo do tempo para a previsão da falência empresarial, há que considerar os estudos que, numa óptica de *Systematic Literature Review* (SLR), procuraram observar os estudos e temas com maior número de citação e referência apresentados na literatura dentro da área de estudo da previsão de falência empresarial.

Neste campo destacam-se os trabalhos de investigação de Kingsley, Chizema e Arthur (2014), Linden (2015), Prado, Alcantara, Carvalho, Vieira e Machado (2016), Jayasekera (2017), Alaka, Oyedele, Owolabi, Kumar, Ajayi, Akinade e Bilal (2017), Bisogno, Restaino, e Di Carlo (2018), Shi, Li e Campa-planas (2018), Shi e Li (2019) e Mallinguh e Zéman (2020).

De uma forma global, todos estes autores são concordantes em duas questões principais, quer que o artigo de Altman (1968) é o que se apresenta como indiscutivelmente mais referenciado, bem como a ADM a LP como as técnicas sob as quais recai uma maior atenção no estudo, análise e aplicação.

Deste modo seleccionámos como técnica a empregar, a Regressão Logística, por em si apresentar menores limitações e, dentro desta, em particular a Binária, por o evento a modelar, falência empresarial, se apresentar desse modo, ou seja, a entidade sob estudo estar ou não nessa circunstância, possibilitando as melhores condições aos modelos a desenvolver.

Adicionalmente, pela sua relevância incontornável na investigação desta temática, utilizaremos o modelo desenvolvido por Altman (1968), em particular na sua versão revista por Altman (1983), como termo de comparação para validação adicional da eficácia de classificação dos modelos que viremos a desenvolver.

3.3. ANÁLISE DISCRIMINANTE EM DETALHE

Os estudos de Zavgren (1983), Altman (1984), Peres (2014), Pereira e Martins (2016) e Peres e Antão (2017) que, concentrando-se na avaliação detalhada dos modelos de previsão baseados em rácios financeiros, com objectivo de discriminarem as empresas saudáveis das demais, estudaram um alargado número de modelos procurando identificar características comuns, pontos fortes e fragilidades.

Como método estatístico, independentemente da técnica de regressão que tenham por base (ADM ou LP), os modelos de análise discriminante detectam atributos que sejam distintivos nos elementos dum grupo em relação aos de outro, permitindo, através das suas características, prever a qual dos conjuntos pertencerá qualquer novo indivíduo sob estudo.

Objectivamente, depois de encontrada a formulação, e quando aplicada, o que esta nos dirá é se a entidade sob escrutínio se apresenta mais semelhante com as pertencentes ao grupo “A” ou “B”, usados para derivar a função, ou seja, empresas falidas ou saudáveis.

Por ser a técnica mais estudada é natural que revele mais facilmente as suas limitações.

Do ponto de vista técnico, na ADM assume-se que os dados representam uma distribuição normal multivariável, ainda que a violação deste pressuposto, conforme assume a literatura, segundo Pereira et al. (2010), em geral, não aporte implicações relevantes.

Também se supõe que as matrizes de variância / covariância sejam homogêneas entre os grupos, sendo que igualmente em muitos casos, a análise continuará válida mesmo sem a escrupulosa observância desse pressuposto.

No caso da Regressão Logística, como descrito anteriormente, esta apresenta-se como uma alternativa à ADM exactamente por permitir a realização da mesma finalidade sendo sujeita a menores limitações.

Esta, como qualquer outra técnica, depende fortemente dos dados que lhe forem disponibilizados estando, como indicam Kliestikova et al. (2018), entre outros aspectos, dependente da fiabilidade das Demonstrações Financeiras, elementos fundamentais para o cálculo das variáveis independentes, sendo que é ainda:

1. Territorialmente Sensível: um modelo desenvolvido para uma dada geografia, por outras palavras, com uma amostra em particular, conforme sublinham Tomczak e Staszkiwicz (2020) e Mallinguh e Zéman (2020), terá uma eficiência potencialmente diferencial se aplicado a qualquer outra.

O perfil de cada região ou país é condicionado por um conjunto de múltiplos aspectos de âmbito económico, legal, social, cultural, político, entre outros.

2. Sectorialmente Sensível: cada sector tem especificidades, da performance dos seus rácios, às características intrínsecas do seu funcionamento.

Por exemplo, o sector da energia inclui tanto os operadores universais como os pequenos operadores, que além de terem características de funcionamento e rácios distintos, são ainda claramente diferentes de uma indústria de mão de obra intensiva ou de uma empresa comercial, assim facilmente se intuirá que há indicadores que para estes como para outros sectores terão comportamentos específicos.

Como sugerem Pereira e Martins (2016), um modelo que não leve em consideração esta questão e junte várias indústrias ou sectores, em particular, condicionará a selecção de rácios, que sendo bons previsores para uns, podem não ser relevantes para outros.

3. Sensível ao nível temporal: segundo Altman et al. (2017), os modelos a mais de três anos raramente dão informação fiável.

Uma formulação desenvolvida nos anos 60 do século XX dificilmente terá a mesma capacidade de classificação quando aplicada a empresas recentes, mesmo que provenientes de sectores, regiões e com dimensões semelhantes às utilizadas para a construção do modelo.

A realidade das empresas hoje é substancialmente diferente da observada no passado.

Esta crescente mudança decorre de alterações da envolvente das empresas, da eficácia e particularidades dos sistemas de prestação de contas e dos contextos de competitividade em que estas entidades desenvolvem a sua actividade.

4. Sensível à amostragem não aleatória, à ausência de tratamento específico de *outliers*, ou - como indicam Roumani, Nwankpa e Tanniru (2017), Trigueiros (2019) e Zoricak, Gnip, Drotar e Gazda (2020) - o recurso à inclusão da população implicando incluirmos na construção do modelo mais casos de empresas saudáveis ou falidas, não balanceando a amostra.
5. Sensível aos pressupostos de selecção: além das sensibilidades descritas, o modelo é ainda delimitado pelos pressupostos assumidos pelo analista.

Incluem-se aqui as demais medidas a aplicar para resolver as questões com que se vai deparando, como por exemplo os rácios que potencialmente farão parte do modelo, cuja selecção, segundo Trigueiros (2019), é normalmente feita *ad-hoc* ou apenas assente em conceitos teóricos.

3.3.1. UNIVARIÁVEL

Fundada na tradicional análise económico-financeira, tal como descrita anteriormente, consiste na metodologia tradicional de sintetizar e interpretar Demonstrações Financeiras, indo pouco além da simples comparação dos indicadores financeiros, utilizando-os como previsores, por potencialmente apresentarem diferenças entre as empresas com maior e menor saúde financeira.

De acordo com a literatura, como indicam Peres e Antão (2017), Beaver é considerado como o mais relevante investigador deste tipo de análise desde o terceiro quarto do século XX.

a) Características:

A sua natureza é univariável por as variáveis serem observadas sequencial, mas isoladamente, não existindo o intuito de capturar um efeito conjunto.

Segundo Domínguez (2000) entre outros, esta análise faz incidir a previsão apenas numa variável independente, seja ela a rendibilidade, solvabilidade, liquidez ou outra, não considerando assim o contributo em simultâneo de várias variáveis.

b) Evolução Histórica:

Desde o seu aparecimento, até hoje, pouca evolução se observou ao nível da utilização desta técnica já que,

In his suggestions for future search, Beaver indicated [...] that multiple ratios considered simultaneously may have higher predictive ability than single ratios - and so began the evolution of bankruptcy prediction models. (Bellovary et al., 2007, p.4)

Ainda assim a sua utilização mantém-se, uma vez que a maioria dos autores no processo de criação de modelos, independentemente de estes serem de tipo estatístico ou de IASE,

tendem a escolher um ou mais indicadores de modo a, isoladamente, construírem também um modelo de UDA.

Esta metodologia que é parte integrante dos estudos basilares da investigação da previsão de falência empresarial através da utilização de informação financeira, não tem a sua origem claramente esclarecida. Segundo Bellovary et al. (2007) e Divsalar et al. (2011) Fitzpatrick foi o primeiro a explorar o tema em 1931, no entanto, entre outros, Barros (2008) e Diakomihalis (2012), indicam Beaver como o pioneiro na realização de um estudo relevante sobre a falência, recorrendo a esta técnica.

Segundo estes autores Beaver introduziu a classificação das entidades como falidas ou saudáveis recorrendo à utilização individual de alguns rácios, determinando um *cut-off* baseado na minimização do erro de classificação.

Como afirmam Thomas, Wong e Zhang (2011, p. 602), "*Beaver's (1966) study indicated that financial analysis could be useful in the prediction of business failure for at least five years before the company collapses*".

c) Mecânica de Funcionamento

Pode deste modo afirmar-se que esta metodologia corresponde ao primeiro passo para a construção de um modelo que utilize indicadores económico-financeiros como variáveis independentes.

Ainda que, com a finalidade de vir a utilizar outra técnica, de tipo estatístico ou não, o procedimento começa com o cálculo de todos os indicadores seleccionados com base numa análise equivalente à actual, seleccionar os que revelem maior capacidade de explicação, discriminando as empresas financeiramente saudáveis das restantes.

d) Limitações:

Segundo Cook e Nelson (1998), "*a single variable can be used for predictive purposes*", contudo, e de acordo com Santos (2000, p. 48), os "investigadores contemporâneos criticaram bastante os modelos univariados com o argumento de que um rácio, analisado isoladamente, não contém informação suficiente".

De facto, diz-nos Hughes (1993), que os problemas da utilização desta metodologia estão bem documentados, em particular os que envolvem comparações entre empresas diversificadas tanto em volume, dimensão como em termos geográficos.

Este tipo de modelos utiliza indicadores financeiros, primordialmente de tipo racional, tendo como pressuposto principal a proporcionalidade entre numerador e denominador.

Enfatiza sinais individuais de perigo iminente nas empresas recorrendo a apenas um rácio de cada vez, podendo essa interpretação, como referenciado anteriormente, ser errónea e potencialmente confusa.

Os indicadores, quando analisados isoladamente, podem facilmente entrar em conflito, dado que a situação financeira de uma empresa ser multidimensional, e assim depender de vários factores, que nenhum rácio tem capacidade para expressar por si só.

Segundo Correia (2012, p. 11), esta técnica é considerada como “não tendo proporcionado uma relevante medida do risco” denotando a diminuta utilidade da sua utilização isolada.

Apesar de tudo, Sheppard (1994, p. 10) afirma que, estes modelos consubstanciam “*a moderate level of predictive accuracy*”.

3.3.2. MULTIVARIÁVEL

Uma das primeiras tentativas de utilização de técnicas estatísticas nesta temática, surge de modo a discriminar estatisticamente vários grupos com base na combinação simultânea de rácios, sendo a aplicação desta técnica à análise financeira a evolução natural da ADU.

Desde o aparecimento deste método, na década de 60 do século passado, de que Eduard Altman foi o precursor, foram muitos os investigadores que se basearam e continuam a basear nesta metodologia, desenvolvendo múltiplos modelos e fazendo dela a mais usada no estudo da falência empresarial.

a) Características:

De forma simples, esta metodologia corresponde à agregação de várias ADUs sendo que cada uma dará o seu contributo para a classificação da empresa.

Um conjunto pré-determinado de rácios, recorrendo a uma regressão, selecciona os que, articulados entre si, melhor identificam as características das entidades sob escrutínio, levando a um ponto de corte que diferencie as empresas sem saúde financeira das restantes, de forma mais eficaz.

b) Evolução Histórica:

A investigação iniciada por Beaver foi continuada por Altman, através do seu modelo Z-Score em 1968 (Bellovary et al. 2007 e Barros 2008).

Segundo Cook e Nelson (1998), Altman procurou suplantar as limitações resultantes da utilização de variáveis isoladamente, colmatando as maiores limitações da ADU que consistem numa avaliação não agregada dos parâmetros sob escrutínio.

De acordo com Altman (1968) a análise discriminante tem vindo a ser utilizada em várias disciplinas, desde a sua primeira aplicação na década de 30 do século XX.

A ADM, inicialmente utilizada maioritariamente na área da biologia, é aplicada a problemas financeiros, como a avaliação de crédito, apenas nos anos 70 do século passado.

Desde o seu aparecimento tem sido das técnicas mais investigadas, encontrando múltiplas variantes à sua estrutura inicial, como a abordagem da Regressão Logística que não tendo a assunção das variáveis independentes seguirem uma distribuição normal está assim sob menores exigências que a Regressão Linear.

Destaque particular para a Regressão Logística Binária focada na modelagem de predição quando a variável dependente é dicotómica (como na classificação falida vs não falida).

Continuam, contudo, a exigir que as variáveis tenham uma relação funcional entre si, além da problemática da multicolinearidade (correlação entre variáveis independentes).

c) Mecânica de Funcionamento

Segundo Hughes (1993) o funcionamento da ADM consiste em três passos:

- 1- seleccionar dois grupos mutuamente exclusivos, um de empresas falidas e outro de empresas que continuam a ser saudáveis,
- 2- seleccionar indicadores financeiros a aplicar aos grupos identificados em 1,
- 3- escolher entre os rácios seleccionados em 2 os que melhor discriminam os grupos.

Altman (1968, p. 592), refere que esta metodologia tem *“the advantage of considering an entire profile of characteristics common to the relevant firms, as well as the interaction of these properties”*, onde o modelo é um processo linear de combinação de variáveis discriminantes como se apresenta na Equação 7:

Equação 7 - Combinação Linear de Variáveis Discriminantes

$$Z = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

O Z é o valor do *score* utilizado para classificar a empresa, α é uma constante, os β_i são coeficientes discriminantes e X_i os valores das variáveis independentes (no nosso caso, correspondem a indicadores financeiros).

O score concretamente é a consequência da combinação linear das variáveis X_i onde as estimativas dos coeficientes (β_i) são obtidas através do processo de estimação do modelo.

Quadro 3 - Matriz de Interpretação dos Resultados Modelos

		Classificação à Posteriori	
		Falida	Não Falida
Classificação à Priori	Falida	Eficácia	Erro Tipo I
	Não Falida	Erro Tipo II	Eficácia

Os resultados obtidos, são expressos sobre a forma de matriz, (Quadro 3), que por sua vez é utilizada para testar a precisão da classificação.

A medida de precisão do modelo (percentagem de casos correctamente classificados) é intuitiva e pode ser utilizada para testar a qualidade do procedimento de classificação.

Partindo dos grupos definidos à *priori* (empresas saudáveis e falidas) esta técnica é utilizada como forma de classificar uma observação dependendo das suas características específicas e assim discriminar a entidade sob escrutínio, recorrendo à avaliação do *output* ou *score*.

As empresas cuja classificação à *posteriori* não coincidir com a identificada à *priori* constituirão o conjunto de erros de classificação do modelo. Estes poderão ser de tipo I, correspondendo a classificação de empresas falidas como saudáveis, ou de tipo II, equivalendo a classificações de empresas saudáveis como falidas.

O primeiro tipo de erro identificado mostra-se mais grave, atendendo a que induzirá decisões de investimento em entidades que não sobreviverão. O segundo, menos grave, implica uma eventual ausência de investimento em empresas saudáveis, incluindo assim no modelo um nível de prudência e conservadorismo excessivo.

d) Limitações:

Aqui, como em qualquer técnica assente em dados de exemplo, a percentagem de previsões correctas ou erradas sobrestima o poder do processo de classificação.

A solução desta limitação passa pela utilização de uma *Hold-out Sample*, utilizando duas sub-amostras - repartindo de forma aleatória as empresas - uma para derivar a função e outra para testar a sua eficácia.

Esta técnica trabalha com base nas hipóteses de que:

- as matrizes de dispersão do grupo (variância-covariância) são iguais para as empresas falidas e saudáveis,

Sendo uma Regressão Linear:

- a população deverá ser distribuída de forma multivariável, sendo as variáveis independentes a utilizar distribuídas dentro de cada grupo segundo a distribuição normal multivariável;
- Segundo Sun et al. (2014), a variável dependente é contínua o que colide com o facto de a probabilidade de uma empresa entrar em dificuldades financeiras ser objectivamente apenas sim ou não;

Sendo uma Regressão Logística:

- as características da população sob estudo deixam de requerer uma distribuição normal multivariável com diferentes médias, estando assim sujeitas a menores exigências que as da RL.
- a variável dependente deverá assumir valores discretos em lugar de contínuos, sendo que no caso da Regressão Logística Binária estes deverão ser binários, ou seja, [0, 1], ou, concretamente, uma empresa entrar ou não em dificuldades financeiras.

Hughes (1993), afirma que a análise multivariável apresenta ganhos face à análise isolada de indicadores, sendo tão mais eficiente quanto melhor a informação que utilizar.

Podem existir problemas como o da apelidada *Hollywood Accounting*, ou o de as entidades em dificuldades financeiras terem a tendência para manipular resultados e/ou retardar a disponibilização da sua informação financeira, sendo que, diz-nos Correia (2012, p. 14), que “a Análise Discriminante continua a ser vastamente utilizada para prever a insolvência das empresas”.

Todavia, Barros (2008, p. 26) sublinha que “deve verificar-se se a empresa a ser examinada é comparável com a amostra original”

Muitos estudos têm demonstrado que estes pressupostos são frequentemente violados pelo conjunto de dados em estudo, onde, entre outras questões, a amostragem não aleatória de empresas falidas e saudáveis cria enviesamentos nos resultados.

3.4. OS MODELOS ANALISADOS

Observando o caminho da previsão de falência aferimos da sua evolução e mais do que as semelhanças e diferenças, as características dos modelos, quer utilizem Regressões Lineares ou Logísticas. Reunimos os modelos criados, recalculados ou reajustados com esta técnica e que mais comumente aparecem referenciados na literatura entre 1968 até 2016.

Procuramos sintetizar os apresentados e elencados por Aziz e Dar (2004), Bellovary et al. (2007), Pereira et al. (2010), Fernández e Gutiérrez (2012), Jackson e Wood (2013), Sun et al. (2014), Pereira e Martins (2016), Peres e Antão (2017), Veganzones e Severin (2018), Bhutta e Regupathi (2020) e Mallinguh e Zéman (2020), entre outros, permitindo reunir um total de 123 formulações diferentes (identificadas como “Geral”) sendo que destas, 61 foram publicadas em revistas científicas de relevo (identificadas como “Peer Reviewed”).

3.4.1. DISTRIBUIÇÃO GEOGRÁFICA E SECTORIAL

Na Tabela 2, sintetiza-se a distribuição geográfica dos estudos identificados.

Tabela 2 - Países das Amostras dos Modelos Estudados

	Geral	Peer Reviewed
Austrália	6	4
Bélgica	3	1
Brasil	6	0
Canadá	8	5
China	3	3
Coreia	4	2
Espanha	16	11
Finlândia	4	2
França	1	0
Grécia	4	3
Itália	2	1
Japão	6	5
Portugal	4	1
República Checa	1	0
Roménia	1	0
Rússia	1	0
Turquia	1	0
Reino Unido	21	3
Uruguai	1	0
Estados Unidos	30	20
	123	61

Fonte: Peres e Antão (2018)

No caso do total dos modelos estudados e identificados, verificámos que os países que mereceram até aqui maior atenção dos investigadores ou com maior número de modelos publicados, são os Estados Unidos (30), o Reino Unido (21) e a Espanha (16).

Nos pertencentes ao grupo “*Peer Reviewed*”, os países com maior número de estudos são os Estados Unidos (20), a Espanha (11), o Canadá (5) e o Japão (5).

No desenvolvimento de um modelo, o passo com maior relevância imediatamente a seguir à geografia, é o estudo da tipologia sectorial do modelo.

Constituindo então a escolha da amostra de base uma decisão importante no processo de construção, a atenção recai sobre duas possibilidades, monosectorial ou multisectorial.

A primeira, utilizando apenas empresas provenientes de um sector, potenciando as suas características fará do modelo apenas aplicável a esse. Já a segunda, com recurso a uma amostra multifacetada em sectores, terá naturalmente uma aplicação mais alargada, mas, por outro lado, também as limitações inerentes à união de várias realidades sectoriais.

Tabela 3 - Distribuição Sectorial das Amostras dos Modelos Estudados

	Geral	<i>Peer Reviewed</i>
Monosector	62,6%	45,9%
Multisector	37,4%	54,1%

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2018)

No respeitante a esta problemática, nas formulações estudadas, identificamos assim, na Tabela 3, que 77 dos modelos do grupo “Geral” foram elaborados com recurso a uma amostra monosector enquanto que no outro grupo observa-se a existência de 28 estudos.

No sentido de imprimir um exame mais fino à nossa análise, passámos a privilegiar o observado no grupo chamado de “*Peer Reviewed*” pela validação e inerente qualidade científica acrescentada que naturalmente estes estudos têm.

Fruto de a maioria das formulações ser multisectorial, concentrar-nos-emos então na análise das 33 com essa característica, às quais serão acrescentadas as que utilizaram uma amostra indicada apenas como “industrial”, em virtude de objectivamente, no que concerne a esta identificação, não ser claro dentro desse sector ou área de actividade aquela que seria a indústria específica a que estas formulações pertenceriam.

Foram ainda adicionadas as que foram descritas por Peres e Antão (2019), diferentes das anteriormente identificadas, pelo que, deste modo obtivemos então um total final de 79 formulações ou modelos diferentes no período de 1968 a 2016.

Tabela 4 - Países das Amostras dos Modelos Seriados

País	N.º de Modelos
Austrália	1
Bélgica	5
Brasil	6
Canadá	8
Argentina	2
Holanda	2
Espanha	14
Finlândia	3
França	5
Grécia	6
Polónia	3
Japão	2
Paquistão	1
Portugal	3
Reino Unido	6
Uruguai	1
Estados Unidos	11
	79

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2018 e 2019)

A Tabela 4, tal como a 2 (Países das Amostras dos Modelos Estudados), agrega a distribuição dos estudos identificados pelas nacionalidades das amostras utilizadas no seu desenho. É assim identificável que no que concerne aos modelos multisectoriais ou industriais não específicos, os países com maior número de modelos publicados, são a Espanha (14), os Estados Unidos (11) e o Canadá (8), com aproximadamente 18%, 13% e 10% do total, respectivamente.

3.4.2. CARACTERÍSTICAS DAS AMOSTRAS E DAS FUNÇÕES DEDUZIDAS

Após a opção sobre o sector a analisar passamos à questão seguinte, o tipo de tratamento dos dados, sendo as mais preconizadas na literatura as amostras do tipo “*Matched*” e “*Paired*”.

No primeiro caso cada empresa considerada falida tem na amostra de empresas saudáveis uma ou mais empresas com tamanho e características semelhantes. Já no segundo terá uma e apenas uma empresa com tamanho e características semelhantes. Em ambos os casos, para a definição dessas características, podem ser usados vários parâmetros além do sector, como o total de “Balanço”, número de empregados, volume de negócios, etc.

Tabela 5 - Número de Modelos por Tipo de Tratamento de Dados da Amostra

Tipo de Tratamento	N.º de Modelos
<i>Matched</i>	3
<i>Paired</i>	53
Sem Tratamento	23
	79

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2018 e 2019)

Com enfoque agora no tipo de tratamento dado à amostra, na Tabela 5 apresenta-se que a mais utilizada é a de tipo “*Paired*”, tendo sido identificada em 67% das formulações analisadas.

Adicionalmente, cerca de 30% dos autores não aplicaram nenhum tratamento deste tipo à amostra que utilizaram. Na maior parte desses casos observa-se a utilização da totalidade da população, como sucede com de Agarwal e Taffler (2008) ou Xu e Zhang (2009).

Tabela 6 - Principais Características dos Modelos Recolhidos

	N.º de Anos	N.º indicadores	Amostra		Classificações Correctas		Erros	
			N.º F	N.º NF	F (%)	NF (%)	Tipo I (%)	Tipo II (%)
Média	9	5	109	211	83,2	81,9	16,8	18,1
Desvio Padrão	5,6	1,9	164	502	10,7	17,1	17,0	18,3

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2018 e 2019)

De acordo com a Tabela 6 os modelos cobrem, em média, um período de nove anos. As empresas falidas representam cerca de 34% das entidades analisadas, enquanto que as não falidas correspondem a aproximadamente 66%. Observa-se ainda que os modelos escrutinados utilizam em média cinco rácios, obtendo, no que concerne à média global, uma taxa de classificação correcta de cerca de 82%, sendo a de erro de aproximadamente 18%.

Os 79 modelos identificados recorrem a múltiplos indicadores financeiros, combinando dois a 12 destes rácios, a fim de prever o estado financeiro da empresa. Concretamente, observam-se 93 rácios diferentes, como consta do Apêndice A, Tabela 46 (Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199).

De forma geral é possível agrupar da seguinte forma os indicadores recolhidos:

1. Estrutura de Capital: focados principalmente no longo prazo, mostram-nos o nível de alavancagem da empresa. Este grupo integra os rácios número 23, 29, 33, 41, 43, 46, 51, 55, 56, 58, 61, 67, 72, 74, 86 e 92;
2. Liquidez: avalia a capacidade para cumprir compromissos de curto prazo, quanto mais elevada, maior possibilidade de atempada liquidação das obrigações.

A facilidade de alteração e o grau de actualidade dos activos e passivos induzem características eventualmente ambíguas para o utilizador da informação. Este grupo inclui os rácios números 1 a 3, 12, 13, 18, 20 a 22, 26, 44, 50, 63, 75, 80, 82 e 84;

3. Rentabilidade: equivalendo à relação dos resultados obtidos com os meios utilizados, relacionando qualquer um dos resultados com as vendas realizadas ou com os capitais empregues.

Estes indicadores servem o propósito da análise complementar mais do que serem efectivas fontes de informação por si só. Estão incluídos neste grupo os números 11, 14, 30, 34, 37, 47, 59, 62, 65, 68 a 70, 76, 83 e 88 a 90;

4. Funcionamento: caracterizam aspectos da actividade, como eficiência fiscal, financeira, utilização de recursos, etc. Fazem parte deste grupo os rácios número 4, 6, 8, 9, 15, 16, 24, 27, 28, 31, 38, 42, 49, 52, 57, 64, 66 e 71;
5. Rácios de peso relativo: expressam o peso de determinada rubrica na massa patrimonial a que pertence. Incluem-se neste grupo os indicadores número 5, 10, 17, 32, 35, 36, 39, 40, 45, 48, 73, 79, 85 e 87;

6. *Dummies* e dicotómicos: recorrem a linguagem máquina ou binária e assumindo o valor 0 ou 1 consoante a empresa cumpra ou não o critério a que se referem. Os indicadores incluídos neste grupo correspondem aos rácios número 77, 78 e 81;
7. Mercado: relacionam rúbricas da empresa com os dividendos ou número de acções da mesma sendo *proxy* da *performance* contabilística percebida pelos investidores. Pertencem a este grupo os indicadores número 53 e 54;
8. Outros: factos, ocorrências ou relacionamentos de rubricas que revelam correlacionarem-se com a saúde financeira da empresa. Fazem parte deste grupo os indicadores número 7, 19, 25, 70, 91 e 93.

Posteriormente à descrição da totalidade dos rácios, bem como dos grupos que integram, conclui-se que nos 79 modelos, grande parte dos indicadores que deles fazem parte (312) pertence aos grupos de estrutura (120), funcionamento (73), rentabilidade (62) e liquidez (57). Dos restantes grupos há a indicar que se encontram presentes em menor número, decorrendo de poderem apresentar fortes variações em função do sector de actividade.

Continuando a análise dos indicadores identificados, observámos que muitos eram semelhantes, ou repetidos, algo natural, uma vez que uma das técnicas mais utilizada para a identificação dos rácios a estudar, conforme nos indica Trigueiros (2019), é a seleção dos que integraram estudos anteriores, o que se sistematiza a Tabela 7.

Tabela 7 - Repetição de Indicadores Observadas nos Modelos em Estudo

Repetições Observadas (79 Modelos)		Quantidade de Indicadores	
1	1%	42	45%
2	2%	17	18%
3	4%	12	13%
4	5%	4	4%
5	6%	3	3%
6	8%	3	3%
7	9%	2	2%
8	10%	1	1%
9	11%	1	1%
11	14%	1	1%
14	18%	1	1%
23	29%	1	1%
24	30%	2	2%
25	32%	1	1%
28	35%	2	2%
		93	

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

Registámos o número de vezes que cada rácio diferente surge nos modelos analisados, tendo aqueles que apresentavam semelhanças sido alvo de uniformização com vista a facilitar a análise.

Observa-se uma predominância de indicadores com presença em 4% ou menos dos modelos em análise (uma a três ocorrências, 71 indicadores), representando 76% do total dos 93 rácios identificados.

Os remanescentes 24% dizem respeito a indicadores com quatro a 28 ocorrências, que se encontram presentes em 5 a 35% dos 79 modelos estudados, resumindo-se a 22 indicadores.

Havendo que destacar os que apresentam maior número de ocorrências, oito indicadores, que se encontram presentes em 11 a 28 dos modelos estudados (concretamente os números 1, 22, 55 a 59 e 72 das tabelas do Apêndice A, p. 199), pertencendo estes principalmente aos grupos anteriormente descritos de Estrutura de Capital e Liquidez, observando-se a predominância do primeiro destes.

3.4.3. A VOLATILIDADE DOS INDICADORES ECONOMICO FINANCEIROS

Com recurso à base de dados disponibilizada pela central de balanços do Banco de Portugal (BdP), para os anos de 2012 a 2016, obtivemos as informações disponíveis para cada secção CAE da A (Agricultura, produção animal, caça, floresta e pesca) à S (Outras Actividades de serviços), quer de forma agregada, como separada por dimensão empresarial.

Por forma a combater evoluções instáveis e pontuais de rubricas, foi então calculada a empresa média, por cada uma das dimensões apresentadas, para o período total em análise, tendo esta sido ponderada em cada um dos anos pelo número de empresas existentes nestes.

Foram assim reunidas as “Demonstrações Financeiras”, “Balanço” e “Demonstração de Resultados”, do período compreendido entre 2012 e 2016, bem como todas as demais informações complementares destas, tal como a secção CAE e respectivas medidas de dimensão.

Obtiveram-se então as seguintes características empresariais, médias, por dimensão, apresentadas na Tabela 8:

Tabela 8 - Portugal: Resumo Empresas Médias Sectoriais por Dimensão (2012-2016)

	Empresas			
	Micro	Pequenas	Médias	Grandes
Volume de Negócios (m€)	142	1 836	11 402	119 782
EBITDA (m€)	19	353	2 173	22 446
EBIT (m€)	8	201	1 125	14 710
RL (m€)	-1	81	252	8 049
Activo (m€)	667	4 598	31 706	257 618
Capital Próprio (m€)	188	1 227	6 569	75 757
Passivo (m€)	479	3 371	25 137	181 861
Nº Empresas (Un)	21 492	2 362	373	65

Fonte: Adaptado Banco de Portugal (2015, 2016)

No sentido de estabilizar os dados, foram eliminados da análise as secções CAE B (Indústrias Extractivas) e S (Outras Actividades de Serviços) fruto de não terem empresas com informações disponíveis para todas as dimensões e períodos em análise, bem com as K (Actividades Financeiras e de Seguros), O (Administração Pública e Defesa; Segurança Social Obrigatória), T (Actividades das Famílias Empregadoras de Pessoal Doméstico e Actividades de Produção das Famílias para Uso Próprio) e U (Actividades dos Organismos Internacionais e Outras Instituições Extra-territoriais), devido à Central de Balanços do BdP não disponibilizar os dados destas, pelo que ficamos assim com 15 secções CAE, a saber, A (Agricultura, Produção Animal, Caça, Floresta e Pesca), C (Indústrias Transformadoras) a J (Actividades de Informação e de Comunicação), L (Actividades Imobiliárias) a N (Actividades Administrativas e dos Serviços de Apoio), P (Educação), Q (Actividades de Saúde Humana e Apoio Social) e R (Actividades Artísticas, de Espectáculos, Desportivas e Recreativas).

A Tabela 8 apresenta assim as características médias dessas Secções CAE relativamente a cada uma das dimensões em estudo.

É notória a predominância das entidades classificadas como micro e pequenas empresas (88% e 10%, respectivamente), característica intrínseca do tecido empresarial português.

Adicionalmente, em todas as dimensões, encontramos uma “Autonomia Financeira” média de 26% e uma ténue margem EBIT (*Earnings Before Interest and Tax*) de 10%

evidenciando-se ainda um forte diferencial entre o EBIT e o “Resultado Líquido” (chegando este último a ser negativo nas micro entidades).

Deixa assim transparecer a crise financeira vivida no país no período em análise bem como o peso da carga fiscal e do custo da dívida sobre os resultados empresariais (em conjunto e em média representando cerca de 6% do volume de negócios) e de quão poderão afectar as estruturas de menor dimensão.

3.4.3.1. Indicadores Analisados

Com base no descrito anteriormente, na subsecção 3.4.2. (Características das Amostras e das Funções Deduzidas), como Peres e Antão (2019e), procuramos calcular cada um dos 93 indicadores reunidos (Apêndice A, Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199), para todas as secções CAE e dimensões, sendo que, para tal, foram removidos 16 desses, lá apresentados a sombreado, devido a terem sido identificados os seguintes problemas:

1. Impossibilidade de obtenção de dados:
 - 1.1. atendendo à manutenção de observações para todos os anos e dimensões em análise, os indicadores 6, 7, 25, 51, 52, 61, 68 e 91 foram eliminados por conterem variações que limitariam a análise a uma ou duas observações em vez de cinco (2012 a 2016);
 - 1.2. devido à amostra conter vários milhares de empresas de diferentes dimensões, na sua grande maioria não cotadas, os indicadores 53 e 54 foram eliminados por conterem variáveis relacionadas com empresas cotadas.
2. Problemas estruturais nas suas características:
 - 2.1. dicotómicos, os indicadores 77, 78 e 81 por apenas assumirem o valor de 0 ou 1 e, em particular, por estarem ligados a sectores específicos, levam a que a sua análise noutros se apresentasse de pouco valor acrescentado;
 - 2.2. estrutura matemática, o indicador 19 foi eliminado por a variável utilizada poder assumir valores tanto negativos como positivos constituindo uma impossibilidade, dada a inexistência do Logaritmo de um valor negativo;

- 2.3. em Portugal, o Imposto Sobre Valor Acrescentado (IVA) pode apresentar nove taxas diferentes (três para o continente e outras tantas para as regiões autónomas e uma em comum para ambas as zonas).

Acresce ainda que no período em análise, fruto da crise económica, foram realizadas fortes alterações fiscais a todos os níveis, não sendo o IVA excepção no tocante quer ao valor como na sujeição dos bens às citadas taxas, pelo que levou a que os indicadores 24 a 26 fossem removidos.

3.4.3.2. Volatilidade por Dimensão das Empresas

Após o tratamento descrito restaram 77 indicadores diferentes que seguidamente procuraremos analisar, os que se revelem mais estáveis, por dimensão empresarial, presente na Tabela 15 (União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão, p. 90), calculados desconsiderando a secção CAE de proveniência dos dados.

Discutiremos assim os que apresentem valores contidos no intervalo $[-1\sigma, +1\sigma]$ em relação à sua média sectorial, sendo esta a característica de estabilidade ou não dispersão, preconizada por Trigueiros (2019) para esta finalidade.

Também por dimensão procuraremos expor as secções CAE que reúnam maior número de indicadores cumprindo a característica de estabilidade identificada.

Tabela 9 - Intervalos Dispersão de Indicadores e Tipos de Classificação

Tipo de Classificação	Intervalo de Dispersão de Indicadores
Baixo	<20%
Médio Baixo	20% \geq ; <30%
Médio Alto	30% \geq ; <40%
Alto	\geq 40%

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

Quanto à dispersão, foram separados em quatro categorias, conforme se apresenta seguidamente na Tabela 9, relativamente ao número de indicadores que não se apresentem estáveis.

Tabela 10 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Micro Empresas

N.º de Indicadores	% de CAE com indicadores fora do Intervalo
33	<20%
23	20%≥ ; <30%
13	30%≥ ; <40%
8	≥40%
77	

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

A Tabela 10, apresenta a repartição dos indicadores com base nas suas variações para as secções CAE em estudo nas “Micro Empresas”, sendo que 77% destes apresentam um nível de dispersão baixo, inferior a 20%, e médio baixo, entre 20% e 30%, exclusive, dos seus valores, quando comparados com a média dos mesmos.

Nos grupos que apresentam um nível mais alto de dispersão contam-se 10 indicadores, cujos números, presentes no Apêndice A, Tabela 46 (Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199), são, a saber:

a) médio alto (30%≥ ; <40%): 9, 10, 37, 39, 43, 55, 60, 65, 69, 88 a 90 e 92;

b) alto (≥40%): 8, 21, 35, 48 a 50, 84 e 79.

Tabela 11 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Pequenas Empresas

N.º de Indicadores	% de CAE com indicadores fora do Intervalo
14	<20%
31	20%≥ ; <30%
15	30%≥ ; <40%
17	≥40%
77	

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

Na Tabela 11 encontra-se a distribuição relativa às empresas de dimensão pequena, onde as duas primeiras classes, com menos indicadores dispersos, apesar de ainda serem a maioria, já se revelam menos expressivas, atingindo o valor acumulado de 58%.

As classes com maior dispersão, apresentam os seguintes 32 indicadores (Apêndice A, Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199):

a) médio alto (30%≥ ; <40%): 5, 23, 38, 48, 50, 56, 58, 62 a 64, 67, 69, 70, 72 e 88;

b) alto (≥40%): 1, 9, 10, 13, 20, 22, 28, 34, 36, 47, 60, 66, 79, 80, 84, 85 e 90.

Tabela 12 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Empresas Médias

N.º de Indicadores	% de CAE com indicadores fora do Intervalo
20	<20%
29	20%≥ ; <30%
10	30%≥ ; <40%
18	≥40%
77	

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

Em relação à dimensão presente na Tabela 12, as duas classes que refletem a presença de menos indicadores com dispersão, ou seja, inferior a 20% e entre 20% e 30%, exclusive, são também predominantes, correspondendo a 64% das variáveis em estudo.

No que concerne às duas classes com maior número de indicadores em desrespeito pelo critério de dispersão, registamos 28 indicadores cujos números identificados no Apêndice A, Tabela 46 (Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199) são os seguintes:

- a) médio alto (30%≥ ; <40%): 3, 9, 39, 42, 48, 50, 62, 69, 70 e 85;
- b) alto (≥40%): 10, 13, 21, 23, 28, 34, 41, 47, 56, 60, 63, 64, 66, 67, 79, 80, 84 e 90.

Tabela 13 – Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, Empresas Grandes

N.º de Indicadores	% de CAE com indicadores fora do Intervalo
18	<20%
31	20%≥ ; <30%
13	30%≥ ; <40%
15	≥40%
77	

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

Quanto à Tabela 13, onde se apresenta a distribuição dos indicadores para as grandes empresas há a registar que também nesta dimensão a maioria dos indicadores, como ocorria na anterior, correspondem 64% dos casos, constam das duas primeiras classes apresentadas, ou seja, as com menor dispersão.

Quanto às restantes classes, totalizam 29 indicadores cujos números relativos ao Apêndice A (Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199) são os seguintes:

- a) médio alto (30%≥ ; <40%): 1, 2, 14, 16, 28, 32, 35, 49, 56, 63, 64, 72 e 82;
- b) alto (≥40%): 12, 13, 15, 21, 31, 39, 41, 43, 47, 50, 60, 66, 76, 80 e 89.

Analisando de forma global, na sua maioria, independentemente da dimensão da empresa sob escrutínio, e dentro destas das várias secções CAE em estudo, os indicadores analisados apresentam-se estáveis, ou por outras palavras, com valores dentro do intervalo definido de $[-1\sigma, +1\sigma]$.

Dos indicadores expostos no Apêndice A, (Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199), para todas as classificações relativamente às dimensões das empresas, que se apresentarão na Tabela 15 (União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão, p. 90), numa visão global das empresas, identifica-se que 86% apresentam valores fora daquele intervalo em uma ou mais secções CAE e para três ou mais das dimensões empresariais.

Deste modo, consideram-se então os pertencentes aos remanescentes 14% como os que apresentam maior estabilidade, a saber:

- Estrutura de Capital (concentrados nas origens de fundos ou na sua composição): 23, 58, 72, 74, 86;
- Liquidez (fornecem informação sobre a capacidade para liquidar compromissos de curto prazo): 18, 44;
- Rendibilidade (procura analisar a relação entre meios utilizados e resultados obtidos): 83;
- Funcionamento ou Eficiência (observa a performance de actividade da entidade): 4, 71;
- Peso Relativo (ilustra a representatividade da rubrica na massa patrimonial a que pertence): 85.

3.4.3.3. Volatilidade por Sector (Secção CAE)

Procurámos ainda agregadamente analisar quais as secções CAE que apresentavam menor número de indicadores fora do intervalo descrito, sem separação de dimensão empresarial, identificando um menor nível de dispersão de resultados e potencial de multisectorialidade dos indicadores e com estes, naturalmente, dos modelos que integram.

Tabela 14 - Portugal: Resumo Variação dos Indicadores por CAE, sem Separação por Dimensão

N.º de CAE	% média de indicadores fora do Intervalo
4	<20%
7	20%≥ ; <30%
3	30%≥ ; <40%
1	≥40%
15	

Fonte: Adaptado Peres e Antão (2019)

Apresenta-se assim, na Tabela 14, bem como já se observou isoladamente por dimensão que a grande maioria das secções CAE estudadas, concretamente 67%, apresentam menos de 30% dos indicadores fora do intervalo $[-1\sigma, +1\sigma]$, sendo que no que concerne às restantes duas classes de maior volatilidade, estas apresentam quatro secções CAE:

- a) médio alto (30%≥ ; <40%): I (Alojamento, Restauração e Similares), L (Actividades Imobiliárias) e R (Actividades Artísticas, de Espetáculos, Desportivas e Recreativas);
- b) alto (≥40%): D (Electricidade, Gás, Vapor, Água Quente e Fria e Ar Frio).

Assim, das secções CAE analisadas, o desenvolvimento dos modelos propostos incidirá sobre as que se apresentam com uma menor volatilidade nos 77 indicadores estudados encontrando-se e, portanto, incluídas nas primeiras categorias:

- <20%:
 - Secção C (Indústrias Transformadoras);
- 20%≥ ; <30%:
 - Secção F (Construção);
 - Secção G (Comércio por Grosso e a Retalho; Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos).

3.4.4. SÍNTESE DOS ASPECTOS CHAVE

No cômputo das análises descritas anteriormente chegámos assim à seguinte síntese dos aspectos chave:

1. Geografias investigadas, tipos e características dos modelos:
 - 1.1. Os países mais frequentemente investigados (com maior número de modelos publicados dentro dos estudados) são Espanha, Estados Unidos e Canadá, com aproximadamente 18% 13% e 10% do total, respectivamente;
 - 1.2. A maioria das formulações apresentam-se multissetorial ou industrial, sem ser claro dentro destes últimos, especificamente, a indústria a que diziam respeito;
 - 1.3. A fim de prever o estado financeiro das empresas estudadas cada modelo combina dois a 12 indicadores. Concretamente, são 93 diferentes (Apêndice A, Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199).
2. Utilização de Novas variáveis e formulações:
 - 2.1. Globalmente não verificámos que ocorresse, muitos investigadores continuam a criar formulações via reajuste das anteriores, ou seja, a redefinição de pesos do mesmo conjunto de indicadores através de uma nova amostra de treino. Conforme ilustrado na Tabela 7 (Repetição de Indicadores Observadas nos Modelos em Estudo, p. 65), identificámos seis variáveis que estão presentes em 29 a 35% das formulações estudadas.

Os cinco indicadores utilizados por Altman (1968), encontram-se, juntos, em mais de 15% dessas;
 - 2.2. Com o passar dos anos a realidade económica e social muda, podendo os indicadores perder relevância e eficácia. Em linha com o preconizado por Altman et al. (2017) e Trigueiros (2019), a simples redefinição dos seus pesos poderá não ser o mais adequado, identificando ainda a potencialidade da necessidade de identificação de efeitos de cariz macroeconómico;

- 2.3. Nos casos em que tal sucede, vai além do desejado, a conversão e forte adaptação das novas variáveis à amostra de treino, muitas vezes, sem *Hold-out Sample*, terá melhorado a eficácia desses modelos, todavia, também os torna inoperacionais na aplicação a outras empresas, com características, mesmo que apenas ligeiramente, diferentes;
 - 2.4. Continua por identificar uma efectiva e plural utilização de outras variáveis, além de indicadores financeiros, como a inclusão de dados macroeconómicos, para ajudar a combater a sensibilidade temporal, o impacto que possa ter o não tratamento de *outliers* ou a tardia classificação da empresa como falida.
3. Multidimensionalidade: efectivamente verificamos uma grande estabilidade dos indicadores empregues nos modelos em análise, todavia, 51% dos mesmos foram identificados como tendo problemas em pelo menos uma dimensão empresarial, independentemente da secção CAE a que esta pertença.
 4. Multisectorialidade: apesar de não ter sido possível obter dados para todas as secções CAE presentes na economia portuguesa, para a maioria das analisadas, à excepção das Secções CAE N (Actividades Administrativas e dos Serviços de Apoio), P (Educação), Q (Actividades de Saúde Humana e Apoio Social) e R (Actividades Artísticas, de Espectáculos, Desportivas e Recreativas), os indicadores identificados revelaram-se efectivamente multisectoriais.

PARTE II – PARTE PRÁTICA

CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA

4.1. INTRODUÇÃO

No presente capítulo são apresentados o objecto e objectivos do estudo, assim como são descritos os procedimentos adoptados nas várias fases da investigação.

Pretende-se, no mesmo, a caracterização do universo e das amostras bem como a descrição dos procedimentos de recolha e tratamento estatístico aplicados aos dados, além das características dos modelos propostos, apresentando-se a realidade geográfica e sectorial que virão a retratar.

4.2. OBJECTO E OBJECTIVOS DO ESTUDO

O estudo a desenvolver tem um enfoque particular nas empresas portuguesas, motivo pelo qual se estudou, na subsecção 3.4.3. (A Volatilidade dos Indicadores Economico Financeiros), a volatilidade dos indicadores que compõem os modelos já descritos anteriormente, para o caso particular da economia portuguesa, quer por dimensão empresarial, quer por sector.

Assim, como objectivo geral, procura-se construir modelos que melhor consigam classificar ou discriminar as empresas saudáveis das demais. A investigação será desenvolvida norteando-se pelo suplantar das limitações e insuficiências que os referidos modelos haviam apresentado em estudos anteriores.

Decorrente do objetivo geral, foram definidos os seguintes objectivos específicos:

- 1- Analisar a possibilidade de identificação de indicadores, diferentes dos comumente utilizados, para a construção dos modelos de previsão de falência empresarial, quer relativamente à sua própria forma de construção, quer quanto à origem da informação, a fim de melhorar a sua eficácia de classificação.
- 2- Na senda do âmbito transnacional da aplicação deste tipo de formulações, serão formulados modelos com enfoque exclusivamente sectorial (no caso em particular, para cada um dos CAEs em estudo: C – Indústrias Transformadoras, F -

Construção e G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), que incluam empresas que desenvolvam a sua actividade no mesmo sector e provenham de mais de um país.

Serão assim adicionadas às empresas portuguesas outras, francesas e romenas, procurando colmatar a sensibilidade territorial dos modelos até aqui desenvolvidos que se apresentam com um ou vários sectores, mas apenas com empresas de um país. Essa limitação foi identificada na secção 3.3. (Análise Discriminante em Detalhe).

- 3- Seguindo os desenvolvimentos incluídos por Alaminos, del Cascilo e Fernandez (2016), que criaram um modelo transnacional e trans-sectorial, com enfoque particular na Europa, procura-se com a agregação dos três países e três sectores estudados, derivar um modelo global que permita igualmente uma aplicação plural.
- 4- Estudar a hipótese de substituição das tradicionais formas de separação, na fase inicial de construção do modelo, de entidades saudáveis das demais (Velho Ponto de Corte ou Ponto de Corte Legal), por recurso ao conceito de materialidade (Novo Ponto de Corte), a fim de observar a sua influência na eficácia do modelo.

4.3. PERGUNTAS DERIVADAS DE INVESTIGAÇÃO

A fim de procurar responder aos objectivos apresentados anteriormente na secção 4.2., foram formuladas as seguintes perguntas derivadas de investigação.

PDI1 – É possível incluir indicadores contabilísticos e/ou macroeconómicos, diferentes dos comumente utilizados, contribuindo para a melhoria da *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial?

PDI2 – Nos modelos monosectoriais, a inclusão de empresas de mais do que um país na amostra melhora a *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial?

PDI3 – Nos modelos multissectoriais, a inclusão de empresas de mais do que um país na amostra melhora a *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial?

PDI4 – A segmentação da amostra em estudo, baseada num critério de materialidade, em substituição dos tradicionais (que recorrem a valores absolutos ou a critérios legais), melhora a *performance* do modelo de previsão de falência empresarial?

4.4. PROCESSO METODOLÓGICO

Relativamente à metodologia utilizada, esta caracteriza-se por poder ser decomposta em três fases: a exploratória, a analítica e a conclusiva.

A primeira teve início com a revisão da literatura, maioritariamente efectuada com artigos publicados em revistas científicas, documentação de eventos científicos e teses de doutoramento.

Assim, foi definido o problema a investigar, o objectivo, a pergunta de partida e as consequentes perguntas derivadas de investigação, já apresentados nas secções 4.2. (Objecto e Objectivos) e 4.3. (Questões Derivadas de Investigação).

Foram também levantadas as características dos modelos, as práticas empregues na sua derivação bem como na obtenção de dados e construção das amostras.

Seguidamente, pretende-se aplicar o identificado nos sete modelos propostos na presente investigação, a fim de dar resposta às quatro perguntas derivadas de investigação, com o foco na maximização da qualidade da informação, bem como nas melhores condições possíveis na derivação de funções, cujos critérios se detalham de seguida.

4.4.1. CRITÉRIOS PARA SELECÇÃO DE AMOSTRAS

Seguidamente serão apresentados os diferentes critérios de selecção de amostras utilizados:

1. Selecção de Países a analisar:

Além das empresas portuguesas, por serem, como descrito, o foco principal de estudo, foram seleccionados, aleatoriamente mais dois países, um pertencente à Zona Euro (ZE) (França) e outro que estivesse em processo de convergência para a mesma (Roménia).

2. Selecção de Sectores, (INE CAE Rev. 3), a analisar:

Após terem sido excluídas entidades públicas, Sociedades Gestoras de Participações Sociais (SGPS's), Sociedades Anónimas Desportivas e do sector financeiro (banca e seguros), foram seleccionadas três secções CAE: C – Indústrias Transformadoras, F – Construção e G – Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos por apresentarem menor volatilidade de indicadores, como observado anteriormente (subsecção 3.4.3.3. Volatilidade por Sector (Secção CAE)).

3. Seleção das empresas a analisar:

Não individuais, sociedades, de dimensão igual ou superior a pequena empresa (Tabela 15 - União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão, p. 90), sujeitas a “Revisão Legal de Contas” segundo o normativo em vigor, conforme apresentado nas Tabelas 16 a 18 (Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas - Portugal, p. 93; França, p. 95; Roménia, p. 97);

Que disponham de informação financeira (Balanço, Demonstração de Resultados e informação complementar) completa e consistente no período entre 2012 e 2016;

4. Identificação dos critérios de separação para classificação das empresas:

Velho Ponto de Corte (VPC): “Capital Próprio” inferior a zero;

Novo Ponto de Corte (NPC): “Capital Próprio” Imaterial, ou seja, inferior a 1,2% total de “Balanço”, conforme se apresentou na subsecção 2.3.3. (A Materialidade como Barreira Crítica);

Ponto de Corte Legal (PCL): dissolvidas, liquidadas, extintas, encerradas legalmente, que se apresentaram à falência ou a que a mesma lhes tenha sido judicialmente decretada.

5. Classificação de empresas na construção das amostras:

Amostras de Empresas Falidas (F): se cumprirem o critério de separação em 2016 e cumulativamente não o cumprirem de 2012 a 2015;

Amostras de Empresas Não Falidas (NF): se não cumprirem o critério de separação cumulativamente de 2012 a 2016, emparelhadas com a amostra de Empresas Falidas (F) em *matched sample*, pela média do “Activo Total” e volume de negócios, no período em análise, com desvio de $[\pm 0,25\sigma]$, em relação às respectivas médias.

4.4.2. COMPOSIÇÃO DAS BASES DE DADOS RECOLHIDAS

Após aplicação dos critérios de seleção descritos anteriormente, para cada amostra foram recolhidas e construídas as seguintes bases de dados:

1. Informações de Base:

- 1.1. Todas as rubricas de “Balanço”, “Demonstração de Resultados” e informação complementar disponíveis, totalizando 35 itens de informação, acrescida da identificação da empresa, ano e sector (números 1 a 35 da Tabela 47 -

Demonstrações Financeiras e Informação Complementar, do Apêndice B, p. 203);

- 1.2. Composição de outras rubricas financeiras que não são em si indicadores a serem utilizados nas funções a derivar, mas sim componentes destes, não obtidos directamente da recolha de dados, correspondendo a 16 itens (números 36 a 51 da Tabela 47 - Demonstrações Financeiras e Informação Complementar, Apêndice B, p. 203);
 - 1.3. Além da identificação dos países indicados na subsecção 4.4.1. (Critérios Para Selecção de Amostras), foram recolhidas as suas informações macroeconómicas mais relevantes, correspondendo a 19 itens (números 2 a 20 da Tabela 48 - Informação Macroeconómica, Apêndice B, p. 203).
2. Indicadores económico-financeiros:
- 2.1. Presentes nos modelos recolhidos, enunciados na subsecção 3.4.3.1. (Indicadores Analisados), tendo sido, conforme descrito, eliminados 16 indicadores, bem como outros quatro (indicadores 33, 75, 85 e 93, apresentados a sombreado no Apêndice A, Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199), por impossibilidade de obtenção de dados ou não constituírem uma relação entre duas grandezas, totalizando assim 73 indicadores;
 - 2.2. Os que se apresentaram na revisão da literatura como sendo os mais frequentemente utilizados na análise financeira em Portugal, segundo Nabais e Nabais (2011), Carvalho das Neves (2012), Silva (2012), Breia et al. (2014) e Fernandes, Peguinho, Vieira e Neiva (2019), totalizando 46 indicadores (Tabela 49 - Indicadores Mais Frequentemente Utilizados na Análise Económico-Financeira em Portugal, Apêndice C, p. 205).

De entre esses, apresentados no Apêndice C (p. 205), a sombreado, foram eliminados, por impossibilidade de obtenção de dados (22 a 25), os que apresentavam uma formulação repetida (29 e 33), bem como os que já haviam sido listados como parte integrante do ponto anterior (1, 2, 7, 8, 10, 12, 17, 27, 28, 30, 31, 35, 37, 38 e 44), obtendo-se assim então um total de 25 indicadores;
 - 2.3. Geração de indicadores, vulgo rácios, por combinação entre si de todas as rubricas integrantes das “Demonstrações Financeiras”, descritas anteriormente, como parte integrante das informações de base, presentes no Apêndice B

(Tabela 47 - Demonstrações Financeiras e Informação Complementar e 48 - Informação Macroeconómica, p. 203), originando assim 4160 indicadores.

3. Tratamento de *Outliers*:

- 3.1. Do total de 4258 indicadores obtidos foram reconvertidos ou removidos aqueles que se apresentavam como semelhantes ou duplicados, bem como todos aqueles que em essência consistiam no inverso de outros;
- 3.2. Aceitando como critério de permanência do indicador, para todos os que foram calculados, a materialidade ou relevância da informação financeira que pudesse nele estar contida, foram eliminados os que apresentavam uma média aritmética simples dos resultados de todas as observações de zero até à quinta casa decimal;
- 3.3. A fim de procurar, no paradigma multidimensional, da forma mais eficiente possível, especificamente anomalias isoladas, foi aplicada, para tal, a técnica de tratamento de *outliers isolation forest*, tendo sido definido um nível de contaminação aceite de 10%.

4. Sintetização e Resumo de Indicadores:

- 4.1. Dos 1841 indicadores resultantes dos tratamentos de *Outliers* implementados, para optimização do processo de selecção de variáveis para os modelos, os indicadores foram seguidamente divididos, quanto à proveniência da informação, em três *clusters*:
 - 4.1.1. “Análise Económico Financeira e Estudos Anteriores”, 98 indicadores;
 - 4.1.2. Combinação de rubricas Macroeconómicas, 782 indicadores;
 - 4.1.3. Combinação de rubricas das “Demonstrações Financeiras”, 961 indicadores.
- 4.2. Dado o elevado número de indicadores presentes nos *clusters* descritos em 4.1.2. e 4.1.3. foi aplicada a “Análise Hierarquizada de *Clusters*”, para identificar os rácios efectivamente diferentes, obtendo-se os seguintes resultados por *cluster* (Apêndice D, Tabela 50 – Indicadores Seleccionados Cluster Macroeconómicos, p. 207 e Tabela 52 – Indicadores Seleccionados Cluster Demonstrações Financeiras, p. 213):

4.2.1. “Macroeconómica”: 15 indicadores;

4.2.2. “Demonstrações Financeiras”: 17 indicadores.

5. Amostra de treino e *Hold-out Sample*:

5.1. Para um ano antes da falência (N-1) as amostras foram divididas em treino e teste, contendo a primeira 70% das empresas recolhidas, sendo esta usada para derivar as funções discriminantes. As remanescentes compõem a *Hold-out Sample*, utilizada para validar a capacidade de classificação dos modelos;

5.2. Para observação da eficiência dos modelos a dois ou mais anos (N-2 a N-4) de distância do evento foi utilizada a totalidade das empresas a fim de permitir uma análise mais profunda e plural numa amostra o mais alargada possível.

4.4.3. CONSTRUÇÃO E VALIDAÇÃO DOS MODELOS

Com recurso às bases de dados cuja construção se descreveu na subsecção anterior, obteve-se um total de 130 rácios, com a seguinte composição quanto à sua proveniência:

- “Análise Económico Financeira e Estudos Anteriores”: 98 indicadores;
- “Macroeconómica”: 15 indicadores;
- “Demonstrações Financeiras”: 17 indicadores.

Com recurso à sub-amostra de treino foi então, para cada modelo, construída a respectiva função, tendo estas sido posteriormente validadas:

1. Aplicação da Regressão Logística Binária aos 130 indicadores identificados, a fim de derivar as funções para cada amostra:
 - 1.1. Empresas portuguesas sem discriminação da secção CAE, obtendo-se uma função;
 - 1.2. Empresas organizadas por secção CAE sem discriminação do país, obtendo-se um total de três funções;
 - 1.3. Empresas correspondentes a uma amostra global, sem discriminação da secção CAE ou país, obtendo-se uma função;
 - 1.4. Empresas portuguesas, sem discriminação da Secção CAE, para cada um dos novos pontos de corte, obtendo-se duas funções.

2. Teste da eficácia de classificação das empresas, para todas as funções derivadas de forma:
 - 2.1. Genérica, via comparação com:
 - 2.1.1. a pré-classificação das empresas na estruturação de base de cada amostra (F / NF), a um ano da falência (N-1);
 - 2.1.2. a *Hold-out Sample* retirada da mesma amostra principal e a dois ou mais anos de distância (N-2 a N-4) com a totalidade da amostra;
 - 2.1.3. o modelo de Altman (1983) que decorre do estudo de Altman (1968), por este constituir um estudo de elevada relevância científica nesta temática.
 - 2.2. Específica, via comparação com:
 - 2.2.1. o modelo de Carvalho das Neves (2012): para as funções descritas, nos subpontos 1.1. e 1.4. desta subsecção, por terem como amostra de base apenas empresas portuguesas;
 - 2.2.2. o modelo de Alaminos et al. (2016), para a função apresentada anteriormente no subponto 1.3. desta subsecção por, tal como esse, ser construída com uma amostra plural quer em países, quer em sectores;
 - 2.2.3. os modelos que segundo a literatura revelaram maior resiliência ou capacidade de previsão para cada uma das secções CAE (apresentados adiante na secção 4.7. Modelos para Teste de Eficiência das Funções a Derivar), para as funções descritas anteriormente no subponto 1.2 desta subsecção.

4.5. CARACTERIZAÇÃO DO UNIVERSO

Para a presente investigação considera-se como universo as empresas portuguesas, francesas e romenas, sujeitas a Revisão Legal de Contas, segundo o normativo em vigor, com “Demonstrações Financeiras” disponíveis e completas no período compreendido entre 2012 e 2016 e que pertençam aos Sectores (Secções CAE) C (Indústrias Transformadoras), F (Construção) e G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos).

4.5.1. GEOGRAFIAS EM ESTUDO

A pandemia COVID-19, ainda que não sendo uma crise de origem financeira, exigiu do tecido empresarial um novo esforço de sobrevivência levando-o a reinventar-se, trazendo à tona as dificuldades e fragilidades da sustentabilidade empresarial.

Quando mal se consolidava o processo de recuperação das sucessivas, mais recentes e devastadoras crises mundiais, a apelidada de *subprime* de 2007-2008 e a da Dívida Soberana na segunda década do século XXI, que fizeram o mundo entrar num período de crédito não só caro como também escasso, despoletando a necessidade de injeções de liquidez no sistema financeiro dos governos de vários países.

Não conhecendo a falência empresarial fronteiras, o presente estudo centra-se na União Europeia (UE) e em particular na Zona Euro (ZE), onde se procurou uma pluralidade de geografias para aferir a possibilidade de suplantar a sensibilidade territorial, já exposta anteriormente.

Foi selecionada a ZE pelo esforço de convergência, regras gerais e políticas conjuntas bem como, por assim permitir uma pluralidade de comparações, pelo que, para além de Portugal, dos países remanescentes, foi aleatoriamente selecionado um outro da Zona Euro (França), bem como do mesmo modo foi identificado um outro daqueles que se encontram em convergência para nela ingressar (Roménia).

Deste modo procurou-se observar, de forma global, a posição macroeconómica dos países descritos, bem como dos ciclos económicos que viveram dentro do período em estudo, bem como com o intuito de ser identificável o meio envolvente onde as empresas sob escrutínio se inseriam.

Além dessa análise, como descrito no ponto 2.2 da sub-secção 3.4.4. (Síntese dos Aspectos Chave) ainda que não tenha sido identificada a utilização frequente e plural de variáveis, além dos tradicionais indicadores financeiros, nomeadamente de cariz macroeconómico.

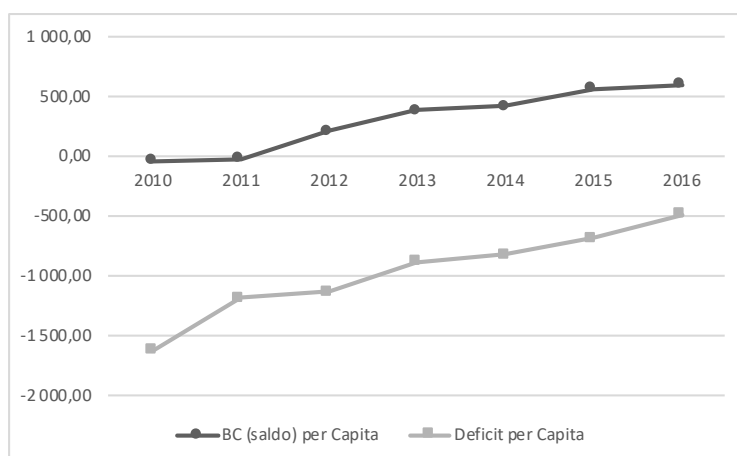
Indicam Michalkova, Adamko e Kovacova (2018), Zizi, Oudgou e Moudden (2020) e Trigueiros (2019) que estas últimas não só poderão ser indicadores em si próprios como vir a integrar novos rácios, desempenhando um papel relevante na optimização da *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial.

4.5.1.1. Europa

Além das dificuldades que a contração mundial imprimiu ao tecido empresarial, assistimos ainda à crise da dívida soberana, desde 2010, afectando toda a Europa, atingindo particularmente Portugal, Espanha, Irlanda, Grécia e Chipre que tiveram de ser socorridos pelo Fundo Europeu de Estabilização Financeira.

Depois, por causa do apoio de emergência, ficaram sujeitos, com o intuito de corrigirem o desequilíbrio das contas públicas, à austeridade, com uma forte retração do investimento e dos dispêndios quer do Estado como da população, aumentando ainda mais as dificuldades, tanto do tecido empresarial como das famílias.

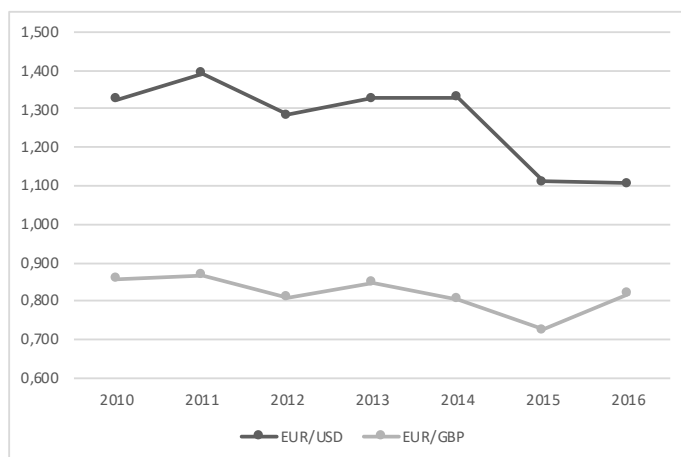
Nos últimos anos, também as Instituições Financeiras, profundamente embrenhadas no tecido empresarial nacional e internacional, foram intervencionadas, fundiram-se ou reduziram fortemente a sua dimensão, sendo disso exemplo o Finibanco, Banco Espírito Santo, Banco Privado Português, Banco Português de Negócios, Banco Popular, Barclays Bank, Banco Nacional de Investimento do Funchal, Caja Duero, BBVA, Bankia, Eurobank, ABN Amro, Royal Bank of Scotland, Anglo Irish Bank e Irish Nationwide Building Society entre outros.



Fonte: Adaptado Pordata (2020)

Gráfico 2 - União Europeia: Evolução da Balança Comercial e Deficit per Capita

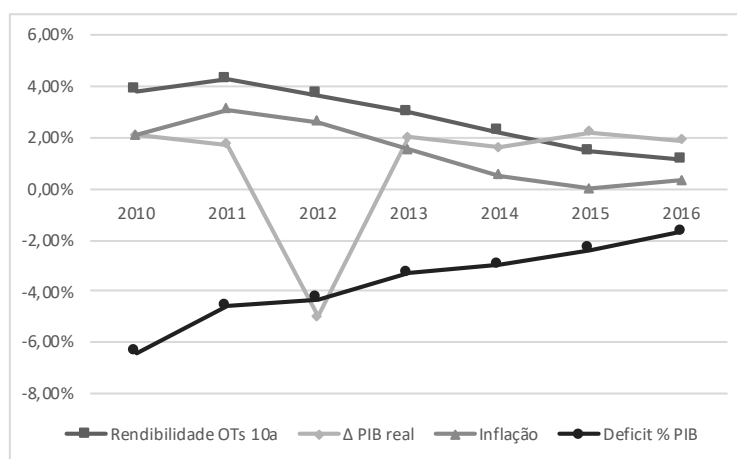
Apresentando-se a população da UE relativamente estável, sublinha-se a relevância da evolução dos indicadores listados no Gráfico 2 que apresentam crescimento sustentável, resiliente e constante, ratificando o efeito das políticas de consolidação orçamental, bem como a recuperação económica e o ganho de competitividade da união, na saída daquela que foi a maior crise mundial desde 1929.



Fonte: Adaptado BdP (2020)

Gráfico 3 - União Europeia: Evolução das Principais Taxas de Câmbio (Média Anual)

O Gráfico 3 ilustra a estabilidade relativa do euro nos mercados internacionais, apesar da ligeira tendência descendente, em média de cerca de 5% por ano. Este comportamento, estabilizando em 2016, é favorecedor das exportações, contribuindo para a evolução observada no saldo da balança comercial e *deficit* (Gráfico 2).



Fonte: Adaptado Pordata (2020)

Gráfico 4 - União Europeia: Principais Indicadores (%)

No que concerne ao apresentado no Gráfico 4, verifica-se a tendência decrescente da taxa das “Obrigações de Tesouro”, fruto da intervenção do Banco Central Europeu (BCE), assim como o natural efeito desta sobre a inflação, fruto do prolongamento da situação da crise que, a par dos elevados níveis de incerteza económica e social, se revelou fortemente inibidora do crescimento económico, com a subida do desemprego para níveis inéditos.

Em 2012, o Produto Interno Bruto (PIB) registra uma forte quebra, recuperando no ano seguinte e estabilizando daí em diante, devido quer à consolidação das medidas já indicadas, como à contribuição positiva das exportações fruto da evolução cambial já identificada no Gráfico 3.

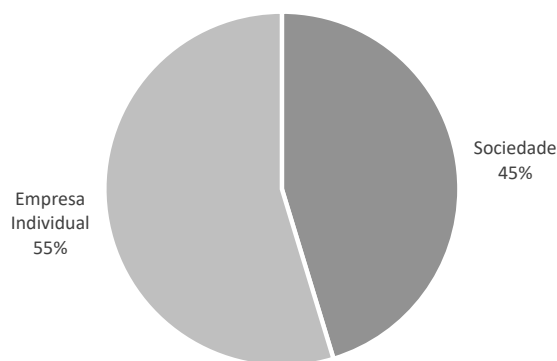
Tabela 15 - União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão

	Micro Empresas	Pequenas Empresas	Médias Empresas	Grandes Empresas
Total Balanço (m€)	≤350	≤4 000	≤20 000	>20 000
Volume de Negócios (m€)	≤700	≤8 000	≤40 000	>40 000
Nº Médio de Empregados (Un)	≤10	≤50	≤250	>250

Fonte: Adaptado Diretiva 2013/34/EU

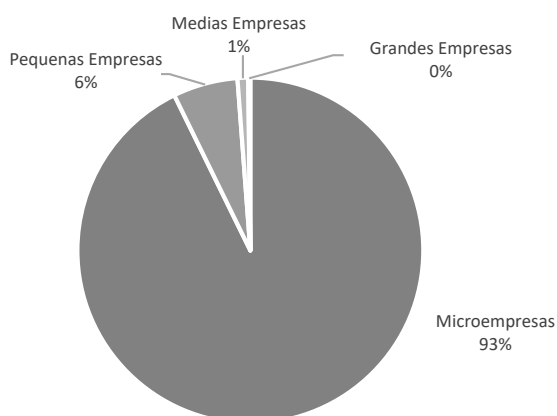
Em relação à dimensão, tendo por base a Diretiva 2013/34/EU, as empresas, sejam sociedades ou individuais, subdividem-se, de acordo com três critérios, em quatro grupos, conforme indicado na Tabela 15.

Em linha com essa repartição o tecido empresarial dentro da UE, tem a constituição que se apresenta de seguida.



Fonte: Adaptado Eurostat (2020)

Gráfico 5 - União Europeia: Constituição Média do Tecido Empresarial, Forma Jurídica (2010-2016)



Fonte: Adaptado Eurostat (2020)

Gráfico 6 - União Europeia: Constituição Média do Tecido Empresarial, Dimensão (2010-2016)

Os Gráficos 5 e 6 descrevem a distribuição média das empresas europeias, quanto à forma jurídica e dimensão, nos anos sob análise, sem qualquer distinção sectorial.

No primeiro caso identifica-se uma ligeira predominância das empresas consideradas individuais (55%).

No segundo, denota-se o domínio claro das entidades classificadas como “Microempresas” (93%), com uma tímida presença de pequenas, representando as médias e grandes em conjunto cerca de 1% do total.

Relativamente ao panorama financeiro, no que concerne à relação da dimensão, os sistemas de prestação de informação e mais concretamente à auditoria ou certificação obrigatória de contas, a Diretiva 2013/34/EU, que altera a 2006/43/CE e revoga as 78/660/CEE e 83/349/CEE, exige que esta ocorra nas:

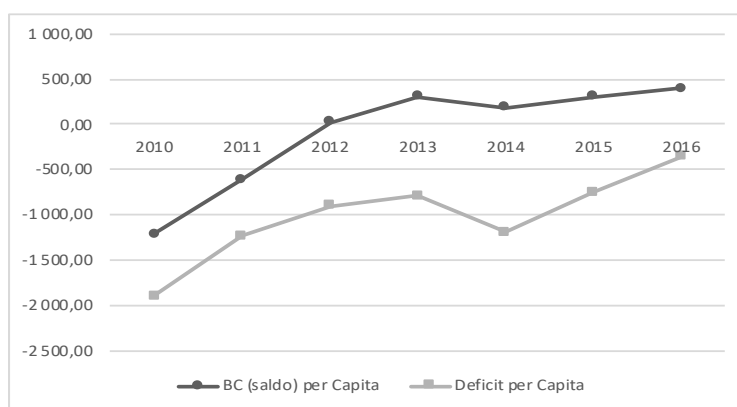
- a) entidades de interesse público (regra geral, instituições de crédito, seguros, negociadas em mercado regulamentado e as especificamente designadas pelo Estado como tal);
- b) empresas de dimensão igual ou superior a média empresa.

Por conseguinte, as que se apresentam definidas como “Pequenas Empresas”, não são explicitamente sujeitas a auditoria obrigatória das suas contas, podendo, todavia, o Estado impor-lha.

4.5.1.2. Portugal

No período em análise Portugal não esteve isento dos problemas que assolaram o mundo, antes pelo contrário, entre 2011 e 2014 esteve sujeito a um apertado programa de ajustamento e consolidação orçamental, consequência da ajuda externa recebida.

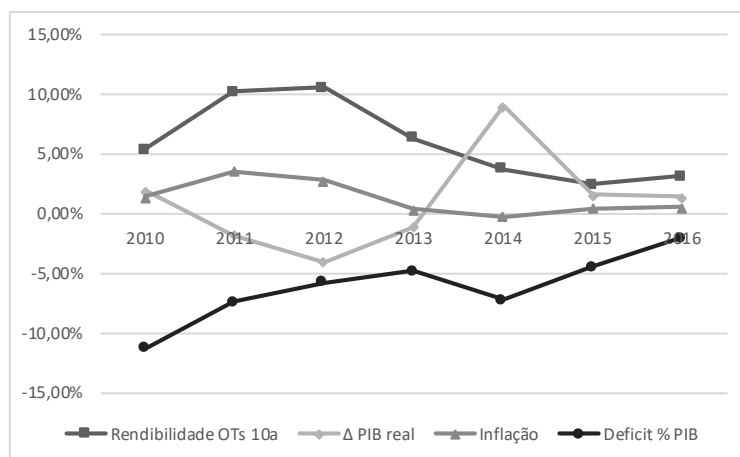
O esforço do país, com forte prejuízo para os contribuintes portugueses, fruto da retracção dos investimentos e dispêndios gerais do Estado, bem como do forte aumento da carga fiscal, levou à evolução positiva dos indicadores e da *performance* orçamental.



Fonte: Adaptado Pordata (2020a)

Gráfico 7 - Portugal: Evolução da Balança Comercial e *Deficit per Capita*

Nos Gráficos 7 e 8 identifica-se o efeito do programa de ajustamento orçamental a que Portugal esteve sujeito de 2011 a 2014. Acresce a este último a evolução da balança comercial e *deficit* fruto do decréscimo da cotação do euro, Gráfico 3 (União Europeia: Evolução das Principais Taxas de Câmbio (Média Anual), p. 89), que, conforme já indicado, fez com que as exportações, neste caso as nacionais, ganhassem competitividade, ajudando assim à retoma económica.



Fonte: Adaptado Pordata (2020a)

Gráfico 8 - Portugal: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)

Relativamente à Certificação Legal de Contas (CLC) em Portugal, prevista no Artigo 262º do Código das Sociedades Comerciais (CSC), os respectivos limites apresentam-se na Tabela 16.

Tabela 16 - Portugal: Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas

	Sociedades de Responsabilidade Limitada (Lda.)
Total de Balanço (m€)	>1 500
Volume de Negócios (m€)	>3 000
N.º Médio de Empregados (Un)	>50

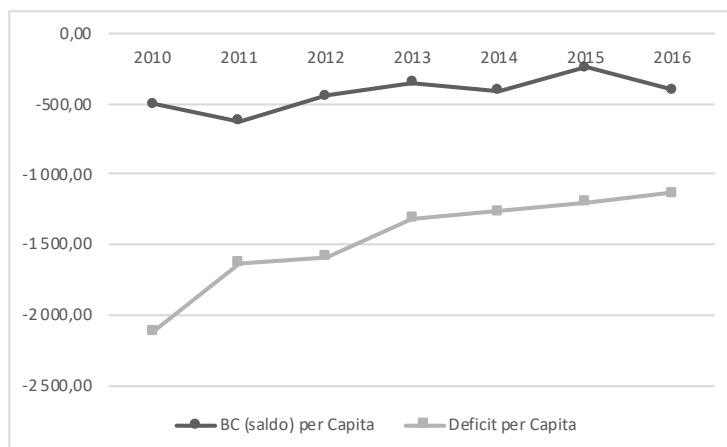
Fonte: Adaptado de *Federation of European Accountants* (2016)

Observa-se que, com o presente normativo, o legislador valoriza que o incremento de qualidade da informação financeira deve existir nas sociedades anónimas e ainda para as restantes que superem por dois anos consecutivos, dois dos três limites apresentados.

Cruzando então a informação da Tabela 16 com a presente na Tabela 15 (União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão), conduz a que no caso português sejam considerados sujeitos a este exame às contas as entidades que tenham aquela forma jurídica e todas as que tenham uma dimensão igual ou superior a “Pequena Empresa”.

4.5.1.3. França

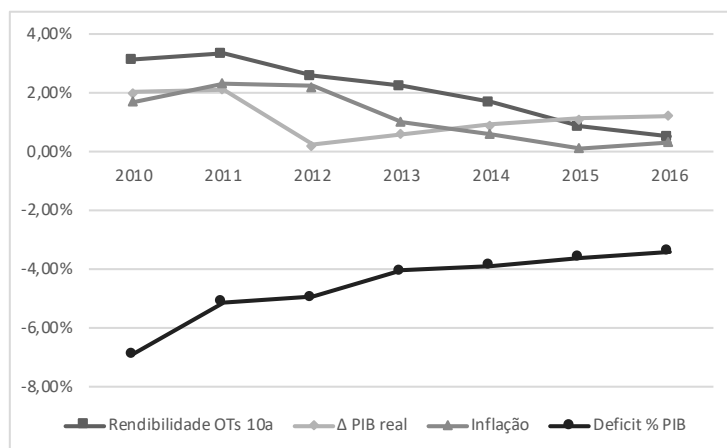
A economia francesa, em 2008-2009, entrou em recessão, com o crescente empobrecimento do país desde 2007, fruto da quebra da procura interna, das exportações, *deficit* da balança comercial, desaceleração da indústria e desemprego, que chegou a ultrapassar 10%, algo que não ocorria desde 1945.



Fonte: Adaptado Pordata (2020b)

Gráfico 9 - França: Evolução da Balança Comercial e *Deficit per Capita*

Com o seu próprio caminho para sair da crise, a França conseguiu fazê-lo antes de outros países, como ilustram os Gráficos 9 e 10. Recusando-se a diminuir o seu *deficit* ao ritmo pedido e evitando cortes que afectassem o seu modelo social, apesar das contínuas advertências de Bruxelas e Berlim.



Fonte: Adaptado Pordata (2020b)

Gráfico 10 - França: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)

O Gráfico 10 apresenta uma inflexão de crescimento do PIB apenas entre 2011 e 2012, tendo por consequência a estabilização da redução do *deficit*, sendo que desde então identificam-se tendências de melhoria e evolução positiva de todos os indicadores, ainda que ténues.

Muito depois da Alemanha, Espanha, Grécia, Portugal, Reino Unido e Irlanda, a França começou a fazer reformas, todavia sob a premissa base de mais do que combater a crise, dizer não à austeridade, sem grandes alterações na área laboral, nem cortes salariais, de pensões ou subsídios.

Quanto à obrigatoriedade de Certificação Legal de Contas, estão sujeitas à mesma todas as entidades que sejam *Sociétés Anonymes* e *Sociétés en Commandite par Actions*.

Além dessas estão obrigadas também todas as *Sociétés par Actions Simplifiées* que sejam parte de um grupo, que controlem ou sejam controladas por quaisquer outras entidades, bem como aquelas que cujos detentores de 10% ou mais do seu capital social (sozinhas ou em conjunto) requeiram por si mesmos a nomeação de um auditor.

Das restantes entidades, não enquadradas nas características descritas, ficam sujeitas a “Revisão Legal de Contas” aquelas que ultrapassem dois dos três limites que se descrevem na Tabela 17. Cruzando-os com os critérios descritos para a dimensão empresarial, identifica-se então que esta incidirá sobre aquelas que sejam de dimensão igual ou superior a Pequena.

Tabela 17 - França: Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas

	<i>Sociétés par Actions Simplifiées (SASs)</i>	<i>Sociétés à Responsabilité Limitée (SARLs) e Sociétés en Nom Collectif (SNCs)</i>
Total de Balanço (m€)	>1 000	>1 550
Volume de Negócios (m€)	>2 000	>3 100
N.º Médio de Empregados (Un)	>20	>50

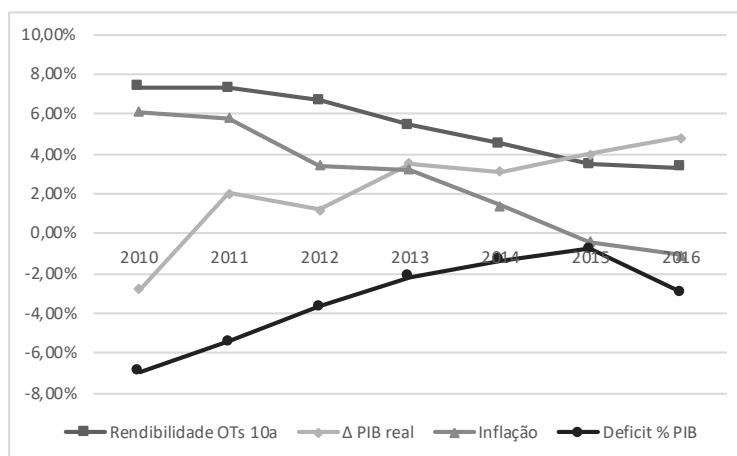
Fonte: Adaptado de *Federation of European Accountants* (2016)

4.5.1.4. Roménia

A crise financeira afectou significativamente o seu modelo de desenvolvimento económico. Submetida ao rigor orçamental, a Roménia estava à beira da falência, expondo as suas fragilidades e provocando a contração do PIB em 2012, como se observa no Gráfico 11.

Apesar de ter conseguido reduzir os grandes desequilíbrios externos e orçamentais, manteve taxas de crescimento aquém das registadas no período pré-crise.

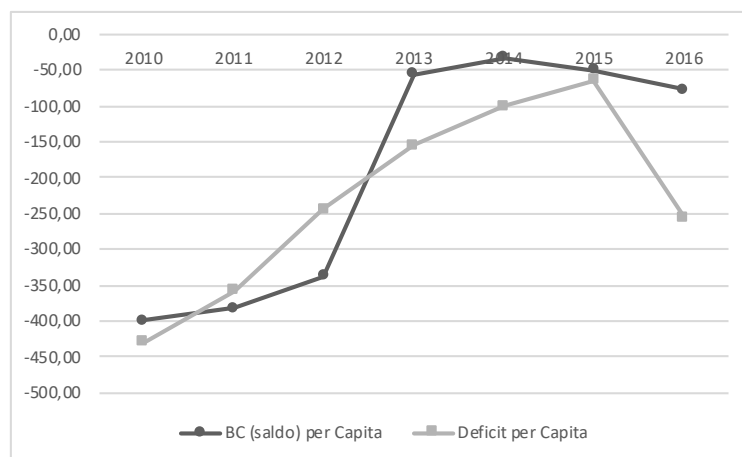
Entre 2009-2015, a Roménia celebrou três acordos para receber assistência financeira da UE e do Fundo Monetário Internacional (FMI), temendo-se que a Rússia e China pudessem beneficiar desta situação, devido à sua proximidade histórica ao bloco de leste.



Fonte: Adaptado Pordata (2020c)

Gráfico 11 - Roménia: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)

No Gráfico 11 observa-se uma evolução positiva no global do período sob análise, quer do PIB como também da taxa das “Obrigações de Tesouro”, apresentando a inflação valores negativos desde 2015, ano em que o *deficit*, que se encontrava numa trajectória de redução, a inverte.



Fonte: Adaptado Pordata (2020c)

Gráfico 12 - Roménia: Evolução da Balança Comercial e Deficit per Capita

Desde 2012, o crescimento da Roménia tem sido superior ao do resto da Europa Central devido, principalmente, ao forte desempenho das exportações, identificável no Gráfico 12, devendo-se também à recuperação das economias do seu principal parceiro, a UE, bem como à diversificação geográfica do seu comércio, para a Rússia, Ásia e Médio Oriente.

Tabela 18 - Roménia: Requisitos Mínimos para Certificação Legal de Contas

Total de Balanço (m€)	>3 650
Volume de Negócios (m€)	>7 300
N.º Médio de Empregados (Un)	>50

Fonte: Adaptado *Federation of European Accountants* (2016)

Relativamente à obrigatoriedade de Certificação Legal de Contas, o legislador considera que independente da forma jurídica que a entidade tenha, desde que esta apresente uma dimensão igual ou superior a pequena, estará sujeita, conforme limites apresentados na Tabela 18.

De sublinhar também que, embora apresente a seleção de entidades sujeitas ao exame obrigatório de contas de igual dimensão aos outros países em estudo, os limites apresentam-se mais elevados do que nesses, fazendo com que as empresas romenas a serem escrutinadas estejam mais próximas das classificadas como “Médias Empresas” (Tabela 15 - União Europeia: Classificação de Empresas Quanto à Dimensão, p. 90).

4.5.2. OS SECTORES (SECÇÕES CAE) EM ESTUDO

Tendo sido já apresentado as proveniências geográficas das entidades a estudar, passaremos então a descrever de forma sintética o estado, constituição e evolução da demografia empresarial, com enfoque particular naquelas que são as empresas identificadas como estando activas em cada um dos sectores (secções CAEs) sob os quais incidirá a nossa análise.

Tabela 19 - População de Empresas Activas: Total da Economia (m)

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Média
França	2 948	2 978	3 039	3 181	3 415	3 492	3 559	3 230
Portugal	875	846	807	791	794	818	844	825
Roménia	450	610	647	690	696	695	717	644

Fonte: Adaptado Eurostat (2020)

Na Tabela 19, observa-se a evolução global da demografia empresarial nos três países em estudo, para o período em análise, bem como a respectiva média para a globalidade do período.

Fruto ainda dos efeitos da crise financeira, há a denotar em Portugal uma diminuição do número de entidades até 2014 (cerca de 10%), tendência invertida desde aí, registando já em 2016 um número de entidades activas próximo dos valores observados no ano de 2010.

Já na França e Roménia, observa-se em todo o período analisado um forte crescimento (21% e 59%, respectivamente).

No caso da primeira, fruto de, conforme descrito, ter procurado políticas não só de apoio à economia, mas principalmente de não austeridade e com elas ter conseguido sair da crise que assolou o mundo antes dos demais países.

No caso da segunda, decorre do crescimento da economia, conforme identificado e descrito anteriormente no Gráfico 11 (Roménia: Rendibilidade das OTs, PIB real, Inflação e Deficit % PIB (%)), bem como da diversificação geográfica dos seus parceiros comerciais fazendo potenciar o seu comércio e orientando-o para a exploração de novos mercados.

Considerando os três países em análise e a média do número de empresas existentes dentro do período em estudo, com base nesta seleção, foi possível identificar que este incidirá sobre as secções CAEs (sectores) que entre si reúnem cerca de 52% das empresas neles activas.

4.5.2.1. C – Indústrias Transformadoras

Este sector, secção CAE C (Indústrias Transformadoras), apresentado na Tabela 20, é em si peça central do processo produtivo.

Apresenta-se relativamente à França e à Roménia com um ligeiro decréscimo, sendo que relativamente a Portugal observa-se a quase estabilidade do mesmo, com algum crescimento entre 2010 e 2013.

Tabela 20 - Empresas Activas em Relação ao Total: Secção CAE C - Indústrias Transformadoras (%)

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Média
França	7,8%	7,7%	7,6%	7,5%	7,4%	7,3%	7,2%	7,5%
Portugal	8,3%	8,3%	8,4%	8,4%	8,3%	8,2%	7,9%	8,3%
Roménia	10,9%	10,0%	9,4%	9,8%	9,7%	9,8%	9,8%	9,9%

Fonte: Adaptado Eurostat (2020)

4.5.2.2. F – Construção

A Tabela 21, que apresenta a secção CAE F (Construção), sector fortemente fustigado com a crise financeira, em particular devido à forte dependência do sector financeiro.

Este apresenta para Portugal e Roménia uma tendência de decréscimo em todo o período, em ambos os casos de cerca de três pontos percentuais, algo não observável na França, onde se apresenta relativamente estável.

Tabela 21 - Empresas Activas em Relação ao Total: Secção CAE F - Construção (%)

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Média
França	17,5%	17,6%	17,7%	17,7%	17,9%	17,8%	17,5%	17,7%
Portugal	12,1%	11,6%	10,8%	10,3%	9,8%	9,5%	9,3%	10,5%
Roménia	11,0%	9,6%	9,3%	9,3%	9,2%	9,4%	9,7%	9,6%

Fonte: Adaptado Eurostat (2020)

4.5.2.3. G – Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos

A secção CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), para o período em análise nas três geografias, Tabela 22, apresenta uma evolução consistente de tendência decrescente. Em Portugal e França, de forma mais ligeira do que o observável na Roménia, sendo que no caso deste último país, considerando a evolução favorável do comércio já identificada anteriormente, leva assim a presumir-se uma maior concentração de operadores.

Tabela 22 - Empresas Activas em Relação ao Total: Secção CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos (%)

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	Média
França	26,7%	26,6%	26,3%	26,0%	25,7%	25,4%	25,0%	26,0%
Portugal	28,7%	28,8%	28,8%	28,6%	27,9%	27,1%	26,1%	28,0%
Roménia	40,4%	37,7%	37,2%	39,8%	39,2%	38,9%	38,2%	38,8%

Fonte: Adaptado Eurostat (2020)

4.6. AMOSTRA E TRATAMENTO DE DADOS

Seguidamente será descrito todo o processo de construção das amostras de base para os modelos que serão construídos posteriormente.

4.6.1. RECOLHA DE DADOS

Conforme apresentado anteriormente, sendo o intuito primeiro desta tese a busca pelo suplantar das limitações e sensibilidades imputadas aos modelos já descritos, procura-se construir numa primeira fase uma amostra plurinacional, centrada na ZE.

Desta, além de Portugal, foram selecionados aleatoriamente outros dois países, um que igualmente pertencente à ZE (França) e outro que se encontrasse em período de convergência para nela ingressar (Roménia) sendo que, recorrendo às bases de dados da PORDATA, INE e EUROSTAT, foram então recolhidos os respectivos indicadores macroeconómicos, descritos no Apêndice B, Tabela 48 (Informação Macroeconómica, p. 204).

Seguidamente, com recurso à base de dados ORBIS da Bureau Van Dijk, foi seleccionada uma amostra de empresas provenientes dessas geografias, com dados disponíveis no período compreendido entre 2012 e 2016, que respeitem os critérios de selecção estabelecidos e apresentados anteriormente na metodologia (subsecção 4.4.1. - Critérios para Selecção de Amostras).

Posteriormente foram excluídas as entidades pertencentes ao sector financeiro (banca e seguros), as entidades públicas, as Sociedades Gestoras de Participações Sociais (SGPSs) e as Sociedades Anónimas Desportivas (SADs), fruto das suas características específicas no que concerne ao normativo contabilístico aplicável à sua prestação de contas.

Dos sectores remanescentes foram então seleccionados três agregados, secções CAE (Sectores): C (Indústrias Transformadoras), F (Construção) e G (Comércio por Grosso e a retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), por serem os que apresentaram menor volatilidade de indicadores, como se observou anteriormente (subsecção 3.4.3.3. Volatilidade por Sector (Secção CAE)).

Destes sectores, de acordo com o sugerido por Yang (2014, p. 204), “*auditing is a useful mechanism of [...] external supervision. High-quality auditing can improve the quality of financial information*”, para garantir uma qualidade superior da informação financeira, foram seleccionadas as entidades, sujeitas a Certificação Legal de Contas, sendo assim por consequência entidades não individuais, de dimensão igual ou superior a Pequena Empresa.

Quanto ao período de análise, de 2012 a 2016, deve-se a, conforme indicado em 2.3.1. (O Normativo), Portugal ter levado a cabo a alteração do seu normativo contabilístico, em Janeiro de 2010 passando do POC para o SNC, sendo que por questões de estabilização da informação financeira foi escolhido para início um ano posterior a esse, sendo o término seleccionado com base no mesmo racional em relação à informação disponível à data da recolha dos dados (Julho de 2018).

Relativamente aos critérios a utilizar para separação das empresas saudáveis das demais, foram utilizados aqueles mais comumente apresentados na literatura: “Capital Próprio” inferior a zero (VPC), bem como o terem sido dissolvidas, liquidadas, extintas, encerradas legalmente, apresentando-se à falência ou a que a mesma lhes tenha sido judicialmente decretada (PCL).

Procurou-se adicionalmente identificar um novo critério de separação destas entidades, a Imaterialidade do “Capital Próprio” (NPC), por forma a estudar a sua influência na eficiência dos modelos.

Foi aplicado cada um dos três pontos de separação identificados na construção das amostras para classificação das empresas falidas e saudáveis.

Foram então construídas para cada país e secção CAE duas sub-amostras, via “*Matched Sample*” (emparelhamento por “Total do Activo” e volume de negócios), isto é, considerando que para cada elemento das sub-amostras de falidas existe na amostra de não falidas uma ou mais empresas directamente comparáveis, sendo o que se considera como mais representativo da realidade.

Assim, das empresas seleccionadas, foram recolhidas as “Demonstrações Financeiras” (“Balanço”, “Demonstração de Resultados”, informações de identificação e complementares) de 2012 a 2016, bem como os indicadores macroeconómicos dos respectivos países, como descrito anteriormente nos subpontos 1.1. a 1.3. da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas).

Toda a informação foi assim compilada numa base de dados primária, conforme se descreveu no ponto 1. da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas) da metodologia, tendo posteriormente sido calculados os rácios ou indicadores económico-financeiros identificados no ponto 2. do mesmo, constituindo estes as variáveis independentes que serão efectivamente utilizadas.

4.6.2. TRATAMENTO DE *OUTLIERS* E SINTETIZAÇÃO DE INDICADORES

Conforme descrito na metodologia, procurámos recolher de uma panóplia alargada de origens os indicadores económico-financeiros que virão a integrar os modelos a derivar, na qualidade de variáveis independentes.

Começámos por identificar os que haviam feito parte de estudos anteriores (Apêndice A, p. 199), conforme sublinha Trigueiros (2019), e já descrito anteriormente na subsecção 3.4.2. (Características das Amostras e das Funções Deduzidas), sendo desconsiderados aqueles para os quais não foi possível obter os dados necessários ao seu cálculo, como se identifica no ponto 2. da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas) da metodologia.

Seguidamente aplicámos o critério de identificação de indicadores utilizada por Carvalho das Neves e Silva (1998), entre outros, ou seja, identificar os que de acordo com a revisão da literatura, se apresentam mais frequentemente utilizados na análise financeira (Apêndice C, Tabela 49 - Indicadores Mais Frequentemente Utilizados na Análise Económico-Financeira em Portugal, p. 205), uma vez que consistem em si a escolha dos profissionais da área.

Dizem-nos Trigueiros e Sam (2018) que ainda que os rácios já utilizados pelos analistas pareçam candidatos naturais para predictores, terá pouco sentido usá-los exclusivamente no desenvolvimento de modelos uma vez que estes são em si técnicas sintetizadoras cujas rotinas procuram a melhor relação entre a variável explicada e a explicativa.

A consequência de nos cingirmos a indicadores previamente selecionados noutros estudos, além de limitar a escolha, faz perder a oportunidade de identificar o potencial relevante na explicação do evento contido noutros itens que esses rácios não utilizem.

Nesse sentido, procurámos conjugar as rubricas das “Demonstrações Financeiras”, macroeconómicas e demais informações complementares (Tabelas 47 - Demonstrações Financeiras e Informação Complementar, p. 203 e 48 - Informação Macroeconómica, Apêndice B, p. 204), gerando um alargado conjunto de potenciais variáveis independentes, a fim de despistar alguma relação com poder explicativo, que possa não ter sido anteriormente identificada.

Chegamos então a um total de 4258 indicadores económico-financeiros e macroeconómicos com potencial para virem a ser variáveis independentes.

Observámos, como seria de esperar, que entre as diversas variáveis descritas anteriormente existiam semelhanças e repetições, tendo os mesmos sido reconvertidos ou removidos, a fim de evitar informação duplicada.

Após este primeiro tratamento procurámos sintetizar a base de dados por forma a eliminar indicadores com valores que, na sua maioria, fossem demasiadamente pequenos ou nulos.

Como requisito para permanência procurámos um critério de materialidade da informação financeira contida no mesmo, desse modo foram eliminados os que apresentavam uma média aritmética simples de todas as observações de zero até à quinta casa decimal como descrito na secção 3.2. (Fundamento da Opção pelos Modelos Estatísticos) da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas) da metodologia.

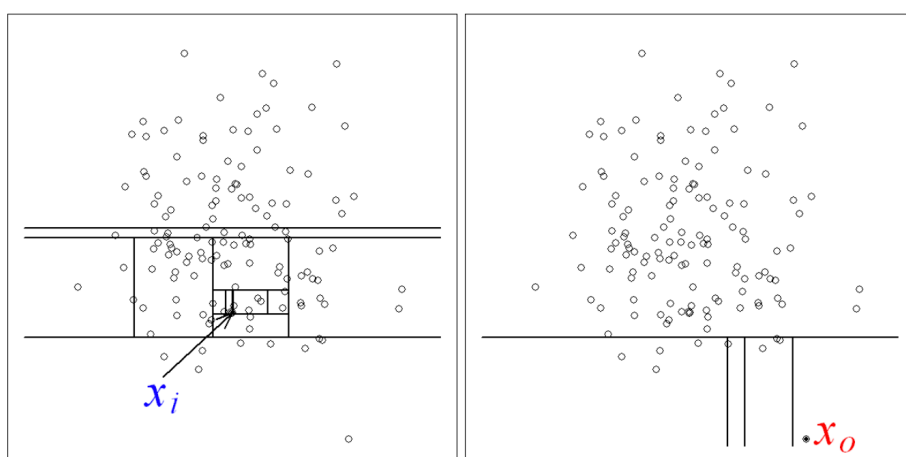
Concluído o tratamento e sintetização de indicadores, passámos para a identificação de anomalias, ou seja, *outliers*, como se descreve na secção 3.3. (Análise Discriminante em Detalhe) do mesmo ponto da metodologia anteriormente descrito.

Uma vez que a base de dados a utilizar inclui um elevado número de indicadores e empresas, empregámos uma técnica de detecção de anomalias que funciona num âmbito multidimensional, a *Isolation Forest* ou *iForest*, que segundo Antão, Fonseca, Antão e Peres (2020) tem a potencialidade de permitir o maior volume de informação possível e aumentar a qualidade da amostra em relação aos métodos tradicionais.

Indicam-nos Liu, Ting e Zhou (2008), que ao procurar anomalias isoladas esta técnica apresenta-se profundamente diferente das baseadas em modelos que visam identificar o perfil de uma observação normal e que posteriormente, por comparação, identificariam as que são diferentes.

A *isolation forest* foca-se directamente na identificação de anomalias, permitindo uma melhor segregação de observações não conformes. É um método baseado em árvores de decisão que funciona separando o grupo observado com base num valor aleatório gerado entre o seu mínimo e máximo.

Sendo os *outliers* menos frequentes que as observações normais, logo serão mais próximos da raiz da árvore e como tal isolados com um menor número de divisões.



Fonte: Liu et al. (2008)

Gráfico 13 - Aplicação da Técnica *Isolation Forest*

No Gráfico 13 ilustra-se assim a aplicação da técnica *isolation forest* apresentando à esquerda a detecção de um valor normal que carece de mais divisões do que a de um anómalo à direita.

Conforme descrevem Liu et al. (2008), neste, como em qualquer outro método de detecção, é requerida a construção de um valor classificador de anomalia para a tomada de decisão de classificação da observação como tal, sendo que neste caso esse *score* é dado pela Equação 8.

Equação 8 - *Isolation Forest*: Função do Score de Anomalia

$$S(x, n) = 2^{-\frac{E(h(x))}{c(n)}}$$

Onde $h(x)$ é o comprimento do caminho da observação x , $c(n)$ é o tamanho médio do caminho de pesquisa sem sucesso numa árvore binária de pesquisa e n é o número de “nós” externos.

Sendo atribuído um *score* a cada uma das anomalias, a selecção destas é assim tomada na análise deste.

Considerando então que, caso esse se encontre próximo de 1, indicará uma anomalia, caso seja muito menor que 0,5 revela uma observação normal e na eventualidade de todos os valores rondarem 0,5 será então indicativo de que a amostra sob estudo não aparenta anomalias.

Na aplicação da técnica descrita foi aceite um nível de contaminação dos dados de 10%, ou seja, sendo esperado que fiquem na base de dados 10% dos *outliers* identificados.

Após a realização dos procedimentos descritos chegámos então assim à composição da nossa base de dados final de indicadores tendo obtido no seu agregado um total de 1841 rácios.

Seguidamente serão divididos em três *clusters*, tendo por base a origem da informação de cada um dos indicadores, como descrito no subponto 4.1. da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas) da metodologia, para que posteriormente possam ser utilizados como base para identificação dos mais relevantes na sua correlação com a falência empresarial, sendo posteriormente derivadas as funções.

Foram então criados os *clusters* “Análise Económico Financeira e Estudos Anteriores”, “Macroeconómica” e “Demonstrações Financeiras” com 98, 782 e 961 indicadores, respectivamente.

Tendo sido realizada a divisão descrita, observamos que os dois últimos *clusters* apresentavam um elevado número de rácios pelo que procurámos, como apresenta o subponto 4.2. da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas) da metodologia, aplicar uma técnica que permitisse agrupar indicadores de acordo com a semelhança entre si, permitindo reduzir o número de elementos desses *clusters*.

Dizem-nos Hair, Black, Babin e Anderson (2013) que a “Análise Hierarquizada de *Clusters*” consiste numa técnica com o objectivo de agrupar os elementos sob análise de acordo com as suas características, começando separados, sendo agrupados um a um, por etapas, procurando aglomerados homogéneos, até que por fim exista então único agrupamento.

Obteve-se então uma base de dados final com 130 indicadores, com os três *clusters* já descritos (Análise Económico Financeira e Estudos Anteriores, Macroeconómica e “Demonstrações Financeiras”) com 98, 15 e 17 indicadores, respectivamente.

4.6.3. AMOSTRAS FINAIS

Partindo da base de dados identificada na subsecção anterior, dividimo-la para um ano antes da falência (N-1) em amostra de treino, utilizada para criar as funções discriminantes, contendo 70% das empresas, constituindo as entidades remanescentes a *Hold-out Sample*, utilizada a fim de validar a capacidade de classificação da função derivada.

Além do descrito, foi também recolhida a informação a dois, três e quatro anos da falência (de N-2 a N-4). Esta foi utilizada para validar a capacidade de classificação e estabilidade temporal das funções (manutenção de níveis de acerto com o distanciamento a N-1).

4.6.3.1. Velho Ponto de Corte (VPC)

Separando empresas falidas das demais recorrendo ao critério mais tradicional presente na literatura ou (VPC) Velho Ponto de Corte (“Capital Próprio” inferior a zero), obtêm-se as seguintes amostras.

Tabela 23 - Descritivo das Amostras VPC: Portugal

	Treino	Teste	
Portugal	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	58	14	72
Não Falidas	58	21	79
Total	116	35	151

Na Tabela 23 apresenta-se a distribuição das empresas de origem portuguesa que serão posteriormente utilizadas para a criação e validação da função, sem distinção do sector.

Tabela 24 - Descritivo das Amostras VPC: CAE C - Indústrias Transformadoras

	Treino	Teste	
CAE C	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	85	24	109
Não Falidas	85	32	117
Total	170	56	226

A Tabela 24 apresenta a distribuição das empresas do CAE C (Indústrias Transformadoras), a utilizar para derivar e validar a função, sem distinção quanto ao país.

Tabela 25 - Descritivo das Amostras VPC: CAE F - Construção

	Treino	Teste	
CAE F	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	86	19	105
Não Falidas	86	32	118
Total	172	51	223

Acima (Tabela 25) apresenta-se a distribuição das empresas do CAE F (Construção), a utilizar para derivar e validar a função, sem distinção quanto à nacionalidade.

Tabela 26 - Descritivo das Amostras VPC: CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos

	Treino	Teste	
CAE G	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	155	34	189
Não Falidas	155	60	215
Total	310	94	404

A Tabela 26 apresenta a distribuição das empresas, do CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), utilizadas para derivar e validar a função, sem distinção quanto ao seu país de origem.

Tabela 27 - Descritivo das Amostras VPC: Global

	Treino	Teste	
Global	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	326	77	403
Não Falidas	326	124	450
Total	652	201	853

A Tabela 27 apresenta a distribuição das empresas que utilizaremos para derivar e validar a função, a aplicar à globalidade da amostra, sem qualquer distinção entre país ou sector, correspondendo esta amostra à soma das que se apresentam nas Tabelas 24, 25 e 26 (Descritivo das Amostras VPC: CAE C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos).

4.6.3.2. Ponto de Corte Legal (PCL)

No seguimento do estudo relativamente à temática da separação nas amostras entre as empresas falidas e as demais, com recurso a critérios diferenciais, apresenta-se seguidamente a amostra a utilizar para o primeiro desses critérios.

Começando então pela utilização do critério ou Ponto de Corte Legal (PCL), um dos mais tradicionais, ou por outras palavras, classificando como falidas as entidades dissolvidas,

liquidadas, extintas, encerradas legalmente, que se apresentaram à falência ou a que a mesma lhes tenha sido decretada, a amostra a utilizar apresenta a seguinte composição.

Tabela 28 - Descritivo das Amostras PCL: Portugal

	Treino	Teste	
Portugal	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	88	38	126
Não Falidas	99	42	141
Total	187	80	267

A Tabela 28 apresenta, a distribuição das empresas portuguesas, sem distinção de sector, a utilizar para derivar e validar a função, tendo como ponto de separação o critério legal, como descrito no ponto 4. da subsecção 4.4.1. (Critérios para Selecção de Amostras).

4.6.3.3. Novo Ponto de Corte (NPC)

Por fim, ainda no estudo do critério de separação de empresas nas amostras, desta feita procurando um novo critério de separação entre entidades falidas e as demais, utilizando para tal a materialidade ou Novo Ponto de Corte (NPC), obtendo-se a seguinte amostra.

Tabela 29 - Descritivo das Amostras NPC: Portugal

	Treino	Teste	
Portugal	N-1	N-1	N-2 a N-4
Falidas	53	23	76
Não Falidas	63	28	91
Total	116	51	167

Igualmente a Tabela 29 apresenta a distribuição das empresas portuguesas, sem distinção de sector, utilizando com ponto de separação a imaterialidade do “Capital Próprio” descrito no ponto 4 da subsecção 4.4.1. Critérios para Selecção de Amostras) da metodologia.

4.7. MODELOS PARA TESTE DE EFICIÊNCIA DAS FUNÇÕES A GERAR

Nas suas investigações, Antão (2010) e Peres (2014) e mais recentemente Peres e Antão (2018, 2018^a, 2018b, 2019, 2019^a, 2019b, 2019c, 2019d), têm procurado analisar um painel de formulações de previsão de falência empresarial, com enfoque na eficiência destas.

Das mais comumente observadas na literatura, identificaram as que poderiam constituir um melhor predictor da saúde empresarial para as empresas ibéricas a fim de contribuir para a sua utilização como um efectivo instrumento de observação da saúde empresarial.

4.7.1. FUNÇÕES MONOSSECTORIAIS

Nos estudos referidos, os autores buscavam, relativamente:

- a) aos modelos ou formulações estudadas: identificar as que utilizando amostras provenientes desses países, se apresentam como multisectoriais ou sem sector definido e a que a literatura dava maior relevância.

A essas acresceram os multisectoriais, mais recentes, desenvolvidos por Edward Altman, figura ímpar nesta temática, conforme indica a SLR referida anteriormente, totalizando um global de 11 estudos que contêm 22 formulações ou modelos;

- b) às amostras utilizadas para teste de eficiência, com o intuito de mapear a economia ibérica, em cada estudo foram selecionadas empresas portuguesas e espanholas, devido à sua proximidade e características.

Essas amostras foram analisadas isoladamente para cada um dos sectores (secções CAE), possibilitando assim a análise quer para cada um dos países, como para a sua globalidade.

Na persecução desse objectivo, os autores iniciaram o estudo através das divisões sectoriais tradicionais da economia (primário, secundário e terciário), encontrando-se já a desenvolver estudos mais específicos para cada secção CAE, apresentando conclusões para as secções CAE A (Agricultura, Produção Animal, Caça, Floresta e Pesca) a U (Actividades dos Organismos Internacionais e Outras Instituições Extra-Territoriais), com excepção da E (Captação, Tratamento e Distribuição de Água; Saneamento Gestão de Resíduos e Despoluição).

Tabela 30 - Portugal: Resumo da Eficiência dos Modelos, Secções CAE C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos

Ano	Autor	Origem	C	F	G
1979	Altman, Baidya e Dias	Brasil	2	3	4
1982	Matias	Brasil	9	2	
1993	Altman	EUA	5		3
1998	Carvalho das Neves e Silva	Portugal	9	1	7
1998	Lizarraga (1ª equação)	Espanha	6		1
1998	Lizarraga (3ª equação)	Espanha	3		2
2013	Monelos, Sanchez e Lopez (3ª equação)	Espanha	1		5

Focando-se o nosso estudo principalmente em empresas portuguesas, apresenta-se na Tabela 30 o resumo dos estudos para as secções CAE da amostra em análise (C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos).

Os números apresentados dizem respeito à classificação das formulações quando aplicadas a uma amostra portuguesa de cada uma das secções CAE descritas.

Não se identifica uma única formulação que reúna a maior eficiência para todos os sectores sob análise, corroborando a sensibilidade sectorial descrita anteriormente.

Assim, como teste complementar de eficiência dos modelos propostos pelo presente estudo, será comparada a sua eficiência com o resultado obtido da aplicação da função identificada como sendo a mais eficiente em cada uma das secções CAE sob estudo, conforme identificado na Tabela 30 (Portugal: Resumo da Eficiência dos Modelos, Secções CAE C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), ou seja:

- a) Secção C (Indústrias Transformadoras): Monelos, Sanchez e Lopez (3ª Equação) (2013),
- b) Secção F (Construção): Carvalho das Neves e Silva (1998),
- c) Secção G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos): Lizarraga (1ª Equação) (1998).

Seguidamente apresenta-se então a explanação teórica, bem como as suas formulações e respectivas taxas médias de eficácia de classificação e erro.

4.7.1.1. Modelo de Monelos, Sanchez e Lopez

Monelos et al. (2013) recorrendo a uma amostra multisectorial de 120 empresas galegas em “*Matched Sample*” (60 saudáveis e 60 falidas) com um mínimo de cinco anos de idade, procuraram identificar de entre os 60 indicadores de análise económico-financeira mais presentes na literatura, aqueles que melhor discriminariam as empresas com problemas das demais.

Através do estudo descrito foram criadas várias funções, sendo na Equação 9 apresentada a que surge como aplicável à globalidade das entidades:

Equação 9 - Modelo Monelos, Sanchez e Lopez

$Z = -0,275 + 0,399X_1 + 0,376X_2 + 1,159X_3 + 0,011X_4 + 1,975X_5$	
$X_1 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
$X_3 = \frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_4 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
$X_5 = \frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	

Fonte: Monelos et al. (2013)

Apresentando um ponto de corte em $Z = 0$, são naturalmente classificadas como saudáveis as empresas com um *Score* acima dessa barreira. O modelo tem uma capacidade média de classificação de 78,8% com erros de 25% e 17,5%, para Tipo I e II, respectivamente,

4.7.1.2. Modelo de Carvalho das Neves e Silva

Carvalho das Neves e Silva (1998) procuraram através da sua investigação, desenvolver um modelo para o tecido empresarial português, vindo a ser o primeiro estudo de referência desenvolvido para esse fim.

Para tal, recorreram a uma amostra de informação financeira de 171 empresas relativa ao ano de 1994, das quais 86 se encontravam numa situação de dificuldade, estando as restantes classificadas como saudáveis.

No que concerne aos indicadores, analisaram os rácios já referenciados em estudos anteriores, acrescidos dos que se apresentam como mais frequentemente utilizados para a análise financeira em Portugal.

Procuraram, primeiro Carvalho das Neves e Silva (1998) via “Regressão Linear” e seguidamente Carvalho das Neves (2012) com recurso à “Regressão Logística”, derivar um modelo para a previsão do estado da saúde financeira das empresas.

Ambos os casos nortearam-se pela busca da manutenção da eficiência mesmo com o distanciamento à falência empresarial, chegando assim às formulações apresentadas nas Equações 18 e 19, respectivamente.

- **Carvalho das Neves e Silva (1998)**

O autor definiu o ponto de corte em $Z = 0,37$ onde, por comparação a este as empresas que apresentem um valor de *score* que seja superior serão então consideradas como estando saudáveis, sendo que em caso contrário serão classificadas como estando em dificuldades.

Equação 10 - Modelo Carvalho das Neves e Silva

$Z = -0,950 + 2,518X_1 + 1,076X_2 - 0,003X_3 + 5,566X_4 + 0,156X_5$	
$X_1 = \frac{\text{Resultados Retidos (RR)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
$X_3 = \frac{\text{Estado e Outros Entes Publicos}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}} \times 365$	
$X_4 = \frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_5 = \frac{\text{Empréstimos de Curto Prazo}}{\text{Activo Circulante (AC)}}$

Fonte: Carvalho das Neves e Silva (1998)

O modelo apresentado na Equação 10 apresenta uma taxa média de eficácia de 70,9%, apresentando 53,5% de erro de Tipo I e 4,7% relativamente ao de Tipo II.

Como descrito, na senda por melhor *performance* e dando continuidade à sua investigação Carvalho das Neves (2012) revê a função, a fim de sujeitar o processo a menores restrições.

- **Carvalho das Neves (2012)**

Recorrendo à regressão *Logit* para derivar uma nova função, estando assim sujeita a menores limitações do que no caso da utilização da Regressão Linear, cria a Equação 11.

Equação 11 - Modelo Carvalho das Neves

$$Z = -1,117 + 5,109X_1 + 1,835X_2 - 0,077X_3 + 10,744X_4 + 0,971X_5$$

Fonte: Carvalho das Neves (2012)

Este modelo, apresentando um *cut-off* do *score* definido para $Z = 0$, demonstra uma ligeira melhoria de eficiência de classificação correcta das entidades em estudo quando comparado com o seu antecessor de 1998.

Concretamente, observa-se uma capacidade predictiva média de 81,4% dos casos sob escrutínio, assim como um erro de Tipo I de 24,4% e 12,9% de Tipo II.

4.7.1.3. Modelo de Lizarraga

Lizarraga (1998), recorrendo a uma amostra multissetorial de 120 empresas espanholas, emparelhada por dimensão em “*Matched Sample*”, contendo 60 tidas como saudáveis e outras tantas como falidas, com referência ao ano de 1993 e recorrendo a informação financeira de 1989 a 1992.

O autor recorre aos indicadores já identificados no estudo de Altman (1983) para criar várias funções de onde se destacou a que se apresenta na Equação 12.

Equação 12 - Modelo Lizarraga

$Z = -0,928 - 0,257X_1 + 1,222X_2 + 6,148X_3 + 0,471X_4 - 0,045X_5$	
$X_1 = \frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Resultados Retidos (RR)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
$X_3 = \frac{\text{Resultado Operacional (EBIT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_4 = \frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$	$X_5 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Total (AT)}}$

Fonte: Lizarraga (1998)

Este modelo apresenta o seu ponto de separação das empresas no *score* = 0, sendo classificadas como saudáveis as que obtiverem um resultado acima deste.

Apresenta uma eficácia média de classificações correctas de 84,2%, não apresentando o autor a distinção entre os erros do modelo mas apenas o seu erro médio de 15,8%.

4.7.2. FUNÇÃO MULTISSECTORIAL

Às formulações descritas, procurou acrescer-se uma outra que aliasse à multissectorialidade a multinacionalidade explorando o outro paradigma que se propõe abordar na presente tese.

4.7.2.1. Modelo de Alaminos, del Cascilo e Fernandez

Explorando um paradigma diferente do normalmente observado, Alaminos et al. (2016) procuram construir um modelo mundial, baseado em empresas oriundas de três geografias (Europa, Ásia e América, num total de 21 países e 308 empresas).

Relativamente ao modelo europeu, recorrendo a informação financeira de 2013, obtiveram assim 120 empresas não financeiras e não cotadas, provenientes de 14 países (Áustria, Dinamarca, França, Alemanha, Irlanda, Itália, Luxemburgo, Holanda, Noruega, Portugal, Espanha, Suécia, Suíça e Reino Unido) agrupadas em “*Matched Sample*”, sendo 60 destas classificadas como falidas, cuja formulação se apresenta na Equação 13.

Equação 13 - Modelo Alaminos, del Cascilo e Fernandez

$Z = 1,899 + 10,532X_1 - 1,812X_2 - 25,680X_3 + 8,959X_4 + 5,626X_5$	
$X_1 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
$X_3 = \frac{\text{Resultado Operacional (EBIT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_4 = \frac{\text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_5 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$

Fonte: Alaminos et al. (2016)

Para o modelo foi assim definido o *cut-off* = 0, classificando-se como falidas as empresas com *score* abaixo desse. Quanto à eficiência de classificação os autores relatam uma capacidade média de classificação correcta e erro de 85,8% e 14,2%, respectivamente.

4.7.3. MODELOS DE ALTMAN

Para finalizar o teste complementar de eficiência, aplicar na validação a todas as funções a gerar, foi adicionado o modelo desenvolvido por Altman (1983), por ter sido o pioneiro na aplicação da análise discriminante multivariável à previsão de falência em 1968.

Este autor utilizou uma amostra emparelhada por dimensão de 66 empresas industriais cotadas onde metade tinham falido entre os anos de 1946 e 1965.

Segundo Altman (1968) o modelo *Z-Score* apresentava, na sua primeira versão, uma eficácia média de previsão da saúde empresarial de cerca de 96% até um ano antes da respectiva falência.

Esta habilidade naturalmente diminui, à medida que nos vamos afastando temporalmente desse momento, passando para uma média de 36% no quarto ano de distância à falência.

Desde o final do século passado, este modelo foi paulatinamente ganhando a aceitação dos profissionais, despertando novas necessidades e potencialidades de aplicação, tendo muitas vezes sido utilizado como ponto de partida na criação de outras formulações.

De igual modo, várias foram as variantes criadas do mesmo, com a aplicação a diferentes amostras de base, partindo dos mesmos indicadores, no que concerne às mais variadas geografias e sectores, como é o caso das empresas prestadoras de serviços, de mercados emergentes ou de empresas não cotadas (esta última, apresentada na Equação 14).

- **Altman (1983): Z-Score empresas não cotadas**

Equação 14 - Modelo Z-Score 1983

$Z = -2,675 + 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5$	
$X_1 = \frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Resultados Retidos (RR)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
$X_3 = \frac{\text{Resultado Operacional (EBIT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_4 = \frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$	$X_5 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Total (AT)}}$

Fonte: Altman (1983)

De acordo com o autor, o resultado obtido pelo modelo deve ser validado contra o que chamou de ponto de corte, que neste caso corresponde a $Z = 0$, onde na obtenção de um valor de classificação abaixo deste a empresa sob análise teria uma elevada probabilidade de falência, sendo esta identificada como saudável em caso contrário.

Segundo o autor, para a sua amostra de base, este modelo apresenta uma eficiência média de 94% a um ano de distância da falência, com um erro de Tipo I de 9% e 3% de Tipo II.

4.7.4. RESUMO DOS MODELOS A UTILIZAR NA VALIDAÇÃO DE EFICIÊNCIA

Do Quadro 4 consta o resumo dos indicadores que compõem os modelos apresentados.

Quadro 4 - Resumo de Indicadores dos Modelos, Estudos Anteriores

	Altman (1983)	Lizarraga (1998)	Carvalho das Neves (1998) e (2012)	Monelos et al. (2013)	Alaminos et al. (2016)	Contagem
R1289			X ₂		X ₅	2
R1296 (Inverso)			X ₅			1
R1299					X ₂	1
R1319 (Inverso)	X ₁	X ₁		X ₃		3
R1327 (Inverso)	X ₂	X ₂	X ₁			3
R1336 (Inverso)					X ₄	1
R1337 (Inverso)	X ₃	X ₃			X ₃	3
R1344 (Inverso)	X ₅	X ₅		X ₄	X ₁	4
R1351 (Inverso)			X ₄	X ₅		2
R1438	X ₄	X ₄		X ₂		3
R1678 (Inverso)				X ₁		1
R2016			X ₃			1

Fonte: Adaptado de Altman (1983), Lizarraga (1998), Carvalho das Neves e Silva (1998), Carvalho das Neves (2012), Monelos et al. (2013) e Alaminos et al. (2016)

A *bold* na primeira e última coluna destacam-se os rácios que são mais frequentes, estando sombreados a cinza os que foram identificados como mais relevantes, ou seja, que foram primeiramente selecionados e como tal têm a melhor relação com o *score* de cada função.

Quadro 5 - Resumo de Eficiência dos Modelos, Estudos Anteriores

	Altman (1983)	Lizarraga (1998)	Carvalho das Neves (1998)	Carvalho das Neves (2012)	Monelos et al. (2013)	Alaminos et al. (2016)	Média
Eficiência	94,0%	84,2%	70,9%	81,4%	78,8%	85,8%	82,5%
Erro Tipo I	9,0%	15,8%	53,5%	24,4%	25,0%	14,2%	23,7%
Erro Tipo II	3,0%		4,7%	12,9%	17,5%		11,3%

Fonte: Adaptado de Altman (1983), Lizarraga (1998), Carvalho das Neves e Silva (1998), Carvalho das Neves (2012), Monelos et al. (2013) e Alaminos et al. (2016)

No Quadro 5 apresenta-se, relativamente aos modelos descritos anteriormente, o resumo da *performance* declarada por cada um dos autores relativamente às amostras que utilizaram para derivar as suas funções.

CAPÍTULO 5 – RESULTADOS DA CONSTRUÇÃO DOS MODELOS

5.1. INTRODUÇÃO

Este capítulo destina-se a efetuar a análise e apresentação dos resultados obtidos no processo de investigação resultantes da aplicação da técnica Regressão Logística Binária (RLB) às amostras descritas na secção anterior a fim de obter, para cada um dos paradigmas em estudo, as respectivas funções discriminantes.

Relativamente à exposição dos resultados, são inicialmente apresentados os que se obtêm pela aplicação de cada uma das funções derivadas à sua própria amostra de teste (*Hold-out Sample*).

Após esse primeiro teste de eficiência de classificação dos modelos segue-se uma validação externa através da comparação com a *performance* obtida na aplicação à amostra de cada modelo pelo modelo de Altman (1983).

Seguidamente, nos mesmos moldes, as funções derivadas serão sujeitas a uma validação adicional pelos modelos descritos anteriormente, na secção 4.7. (Modelos para Teste de Eficiência das Funções a Derivar), como sendo os mais eficientes para a população de cada uma das amostras em estudo.

Adicionalmente, procuraremos identificar os indicadores mais frequentemente selecionados como predictores, a fim de sublinhar as principais características relacionadas com a saúde económico-financeira das empresas.

Esta análise permitirá evidenciar a capacidade predictiva dos modelos criados, bem como, além desta, a sua resiliência temporal à medida que nos afastamos do momento da falência.

5.2. FUNÇÕES GERADAS

Após a construção das amostras e do respectivo tratamento dos dados recolhidos, conforme descrito anteriormente na secção 4.6. (Amostra e Tratamento de Dados), foram divididos todos os indicadores recolhidos em três *clusters*, apresentados na subsecção 4.4.1. (Critérios para Selecção de Amostras) da metodologia, tendo aos dois últimos, fruto da sua dimensão, sido aplicada a análise hierarquizada de *clusters*:

1. Análise Financeira e Estudos Anteriores: 98 indicadores, presentes nos Apêndices A, Tabela 46 (Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199) e C, Tabela 49 (Indicadores Mais Frequentemente Utilizados na Análise Económico-Financeira em Portugal, p. 205), que conforme já descrito provêm de modelos anteriormente desenvolvidos ou são comumente utilizados na análise financeira;
2. Macroeconómicos: partindo de 782 indicadores, resultantes da combinação das rubricas apresentadas na Tabela 47 (Demonstrações Financeiras e Informação Complementar, p. 203) com as que constam da Tabela 48 (Informação Macroeconómica, p. 204), ambas do Apêndice B, que após a análise hierarquizada de *clusters* conduziu a que restassem 15 rácios;
3. Demonstrações Financeiras: começando com 961 indicadores, resultando da combinação das rubricas com esta origem presentes do Apêndice B, Tabela 47 (Demonstrações Financeiras e Informação Complementar, p. 203), que após a análise hierarquizada de *clusters* conduziu a que restassem 17 rácios.

Após o tratamento descrito, procurámos então seguir o preconizado por Trigueiros e Sam (2018, p.129)

predictors to be used in accounting-base models should be selected by the algorithm [...]. Models should be built in two stages, one to find the set of [...] items able to explain the relationship optimally, and other form, from such set, appropriate pairs of predictors

Assim, para cada um dos modelos a desenvolver, cujas amostras constam das Tabelas 23 (Descritivo das Amostras VPC: Portugal, p. 106) a 29 (Descritivo das Amostras NPC: Portugal, p. 109), aplicámos a técnica estatística de “Regressão Logística Binária” via *forward stepwise*, exclusivamente, com os 130 indicadores já indicados.

Destes foram reunidos, conforme descrito, os que demonstraram ter uma maior capacidade explicativa da falência empresarial, conforme se apresenta, por *cluster* e modelo a derivar, no Apêndice D (Tabela 50 - Indicadores Seleccionados Cluster, p. 207).

Deste modo, construíram-se assim cada uma das funções que se apresentarão seguidamente.

5.2.1. VELHO PONTO DE CORTE (VPC)

Como descrito no ponto 4 da subsecção 4.4.1. (Critérios para Selecção de Amostras) da metodologia, para derivar os modelos separámos as empresas saudáveis das restantes, recorrendo a um dos critérios mais tradicionais, valor de “Capital Próprio” apresentado inferior a zero ou Velho Ponto de Corte (VPC), obtendo-se as Equações 9 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Portugal, p. 112) a 13 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Global, p. 115).

5.2.1.1. Modelo para Portugal

Partindo de uma amostra composta por empresas portuguesas, multisectorial, logo sem qualquer distinção quanto ao seu sector de actividade, conforme foi ilustrado na Tabela 23 (Descritivo das Amostras VPC: Portugal, p. 106), onde foram separadas com recurso a um dos critérios mais tradicionais, obtivemos então a formulação e variáveis que se apresentam na Equação 15:

Equação 15 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Portugal

$Z = -4,416 + 22,397X_1 + 23,711X_2 - 0,013X_3$	
$X_1 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Necessidades de Fundo de Maneio (NFM)}}$
$X_3 = \frac{\text{Resultado Liquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depositos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	

Este modelo, contendo as variáveis indicadas na Equação 15, apresenta-se significativo e com um bom ajuste aos dados utilizados para o derivar [Hosmer e Lemeshow (8): $Qui^2 =$

1,307, Sig. = 0,995 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,930$], sendo a significância das variáveis obtidas a seguinte:

Tabela 31 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC Portugal

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extração
R1710	X ₃	-0,013	0,007	3,874	1	0,049	3º
R2002	X ₂	23,711	7,643	9,625	1	0,002	2º
R1300	X ₁	22,397	6,800	10,850	1	0,001	1º
	Constante	-4,416	1,888	5,472	1	0,019	

Relativamente ao detalhe das estatísticas do modelo gerado para esta amostra (Tabela 31), no que concerne à relevância das variáveis, X₁ é a que se apresenta como a mais influenciadora e relacionada com o *score*, dado ter sido a primeira a ser selecionada dos 130 indicadores em estudo.

A variável em causa, sendo um indicador de Liquidez, procura retratar a capacidade que as aplicações de curto prazo da entidade têm para cumprir o total das responsabilidades assumidas por esta.

O indicador X₃ é o único a apresentar uma relação inversa com o *score*, o que ocorre por forma a corrigir o cálculo obtido pelo rácio indicado, dado que normalmente este apresenta sinal negativo.

5.2.1.2. Modelos Sectoriais

Partindo agora para o estudo de um paradigma diferente, apresentaremos as funções derivadas com recurso a amostras multinacionais, ou seja, deixando de parte a especificidade quanto à nacionalidade, passando assim a incluir todos os países em estudo. Por outro lado, as funções criadas serão monosectoriais, ou seja, apresentar-se-ão sectorialmente específicas.

Assim, nas Equações 10 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE C, p. 113) a 12 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE G, p. 114), apresentam-se as formulações derivadas para os sectores ou secções CAE sob estudo.

• CAE C - Indústrias Transformadoras

Através de uma amostra de empresas sem distinção de nacionalidade, mas distinguindo-a quanto ao sector de actividade, no caso CAE C (Indústrias Transformadoras), cuja amostra se apresenta na Tabela 24 (Descritivo das Amostras VPC: CAE C - Indústrias Transformadoras, p. 107), o modelo obtido tem a seguinte formulação e respectivas variáveis (Equação 16):

Equação 16 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE C - Indústrias Transformadoras

$Z = 6,860 + 10,749X_1 + 9,370X_2 - 0,016X_3 - 0,173X_4$	
$X_1 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_2 = \frac{\text{Resultado Liquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depositos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_3 = \frac{\text{Formação Bruta de Capital Fixo m€ (FBCF m€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	$X_4 = \frac{\text{Activo Intangível (AI)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$

Este modelo, contendo as variáveis indicadas, apresenta-se significativo para a amostra multinacional e específica do sector em estudo. Salientar ainda o bom ajuste aos dados utilizados para o derivar [Hosmer e Lemeshow (4): $\text{Qui}^2 = 4,162$, Sig. = 0,842 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,749$], sendo a significância das variáveis apresentada de seguida.

Tabela 32 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC CAE C - Indústrias Transformadoras

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extracção
R623	X ₃	-0,173	0,000	6,810	1,000	0,009	4º
R958	X ₄	-0,016	0,006	7,179	1,000	0,007	3º
R2002	X ₂	9,370	1,654	32,111	1,000	0,000	2º
R1997	X ₁	10,749	1,721	39,017	1,000	0,000	1º
	Constante	6,860	1,216	31,830	1,000	0,000	

Quanto ao detalhe das estatísticas do modelo criado (Tabela 32), no que concerne à importância das variáveis, X₁ é a que se apresenta como mais relevante por ter sido a que apresentou uma melhor relação com o evento e, como tal, ter sido a primeira a ser seleccionada pelo método *forward stepwise*. Este indicador procura retratar o nível de endividamento da entidade líquido das suas aplicações de fundos de curto prazo.

De sublinhar ainda que as últimas variáveis a serem selecionadas apresentam uma relação inversa com o evento, havendo que dar um enfoque particular à variável X_4 que inclui uma rubrica de cariz macroeconómico na sua composição.

• **CAE F - Construção**

A partir de uma amostra de empresas pertencentes ao CAE F (Construção), multinacional, apresentada na Tabela 25 (Descritivo das Amostras VPC: CAE F - Construção, p. 107), derivou-se o modelo com a formulação que se apresenta na Equação 17:

Equação 17 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE F - Construção

$Z = 3,943 + 8,583X_1 + 6,124X_2 - 0,008X_3 + 0,013X_4$	
$X_1 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_2 = \frac{\text{Resultado Liquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depositos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_4 = \frac{\text{Activo Intangível (AI)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$	$X_3 = \frac{\text{Volume de Negócios do Sector m€ (VNS m€)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$

Este modelo, contendo as variáveis indicadas na Tabela 33, apresenta-se significativo, importando também salientar o bom ajuste para a amostra multinacional e específica do sector em estudo utilizada para o derivar [Hosmer e Lemeshow (4): $Qui^2 = 4,684$, Sig. = 0,791 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,646$], sendo a descrição relativamente à significância das variáveis a que se apresenta de seguida:

Tabela 33 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC CAE F - Construção

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extração
R958	X_4	0,013	0,006	4,610	1,000	0,032	4º
R131	X_3	-0,008	0,003	8,349	1,000	0,004	3º
R2002	X_2	6,124	1,200	26,026	1,000	0,000	2º
R1997	X_1	8,583	1,493	33,059	1,000	0,000	1º
	Constante	3,943	0,889	19,666	1,000	0,000	

Na Tabela 33 apresenta-se o detalhe da estatística do modelo gerado.

Relativamente à relevância das variáveis selecionadas para fazer parte da Equação 17, na sua relação com o evento que se pretende prever, X_1 é a que se apresenta como mais relevante por ter sido a primeira a ser selecionada pelo *forward stepwise*.

Este indicador procura retratar o nível de endividamento da entidade líquido das suas aplicações de fundos de curto prazo.

Destaca-se ainda a penúltima das variáveis a serem selecionadas, X_3 , por apresentar uma relação inversa com o evento, havendo que dar-lhe ainda um enfoque particular por incluir uma rubrica de cariz macroeconómico na sua composição.

- **CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos**

Na aplicação à amostra de empresas com actividade principal no CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), sem distinção de nacionalidade, Tabela 26 (Descritivo das Amostras VPC: CAE G – Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos, p. 107), obteve-se a formulação apresentada na Equação 18:

Equação 18 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos

$Z = 3,022 + 7,649X_1 + 5,275X_2 + 4,115X_3 + 0,054X_4 - 0,169X_5$	
$X_1 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_2 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depósitos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_3 = \frac{\text{Resultados Retidos ou Outros Capitais Próprios (RROCP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$	
$X_4 = \frac{\text{Divida Bruta das Administrações Públicas M€ (DBAP M€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	$X_5 = \frac{\text{Exportações M€ (E M€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$

Este modelo, contendo as variáveis indicadas, apresenta-se significativo e com bom ajuste para a amostra multinacional e específica do sector em estudo [Hosmer e Lemeshow (8): $Qui^2 = 8,636$, Sig. = 0,374 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,763$], sendo a significância das variáveis a seguinte:

Tabela 34 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC CAE G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extração
R577	X ₅	-0,169	0,053	10,216	1,000	0,001	5º
R485	X ₄	0,054	0,017	10,142	1,000	0,001	4º
R1405	X ₃	4,115	0,878	21,974	1,000	0,000	3º
R2002	X ₂	5,275	1,147	21,167	1,000	0,000	2º
R1997	X ₁	7,649	1,245	37,755	1,000	0,000	1º
	Constante	3,022	0,890	11,535	1,000	0,001	

Relativamente ao detalhe das estatísticas do modelo criado, estas são apresentadas na Tabela 34, sendo que no que concerne à importância das variáveis no seu contributo para o score, X₁ é a que se apresenta como mais relevante por ter sido a primeira seleccionada para fazer parte do modelo via *forward stepwise*.

Este rácio procura ilustrar o nível de endividamento da entidade líquido das suas aplicações de fundos de curto prazo.

Há ainda a destacar a última das variáveis a serem seleccionadas, X₅, por apresentar uma relação inversa com o evento.

Havendo que dar ainda um enfoque particular quer à variável X₅, como à X₄ por, ainda que tenham sido as últimas a serem identificadas para fazerem parte do modelo, incluírem ambas uma rubrica de cariz macroeconómico na sua composição.

5.2.1.3. Modelo Global

Dando então continuidade à nossa investigação e por forma a encerrar a derivação de modelos com recurso a um dos pontos de separação das empresas nas amostras com maior presença na literatura, VPC, procuraremos então derivar uma última função para esse fim.

Passaremos agora para a busca de uma função que será derivada com recurso à globalidade das empresas em estudo, recorrendo a uma amostra, sem qualquer distinção quanto à nacionalidade ou ao sector a que as entidades pertençam, conforme foi anteriormente apresentado na subsecção 4.4.3. (Derivação e Validação dos Modelos) da metodologia e ilustrado na Tabela 27 (Descritivo das Amostras VPC: Global, p. 108).

Foi assim gerado o modelo que apresenta a seguinte formulação e variáveis que constam da Equação 19:

Equação 19 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Global

$Z = 5,650 + 9,679X_1 + 8,428X_2 - 5,618X_3 + 1,605X_4 - 0,054X_5 + 1,462X_6$	
$X_1 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_2 = \frac{\text{Resultado Liquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depositos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	
$X_3 = \frac{\text{Depositos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_4 = \frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
$X_5 = \frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}$	$X_6 = \frac{\text{Emprestimos Bancários (EM)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$

Este modelo, contendo as variáveis indicadas, apresenta-se significativo e com um bom ajuste para a amostra multinacional e multissetorial utilizada para o derivar [Hosmer e Lemeshow (8): $Qui^2 = 18,506$, Sig. = 0,081 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,678$], sendo a significância das variáveis a apresentada seguidamente na Tabela 35.

Tabela 35 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra VPC Global

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extracção
R2009	X ₆	1,462	0,614	5,666	1	0,017	6º
R1333	X ₅	-0,054	0,019	7,927	1	0,005	5º
R1135	X ₄	1,605	0,669	5,744	1	0,017	4º
R1252	X ₃	-5,618	1,479	14,430	1	0,000	3º
R2002	X ₂	8,428	0,820	105,636	1	0,000	2º
R1997	X ₁	9,679	0,769	158,286	1	0,000	1º
	Constante	5,650	0,678	69,375	1	0,000	

Na Tabela 35 apresentam-se as estatísticas relativamente ao modelo criado, destacando-se o contributo da variável X₁ como sendo a mais relevante por ter sido a primeira a ser seleccionada na aplicação da técnica *forward stepwise*, sendo que conforme descrito, o rácio em causa procura identificar o contributo do nível de endividamento da entidade e a sua relação para com a saúde empresarial.

Sublinhar ainda o contributo das variáveis X_3 e X_5 pela relação inversa com o evento.

No caso do primeiro, identifica-se a importância da rentabilização de fundos em lugar da sua imobilização em disponibilidades e consequente inércia de rentabilidade inerente.

No caso do segundo destaca-se a relevância das dívidas a terceiros como fonte de financiamento, em particular por se tratar, na sua maioria, de fornecedores de exploração e por normalmente estas dívidas não terem qualquer custo associado, melhorando assim o custo médio de financiamento da entidade e, consequentemente, a sua rentabilidade.

5.2.2. PONTO DE CORTE LEGAL (PCL)

Conforme foi apresentado na metodologia, concretamente na subsecção 4.4.3. (Derivação e Validação dos Modelos), o PLC ou Ponto de Corte Legal separa as empresas a integrarem a amostra a utilizar (Tabela 28 - Descritivo das Amostras PCL: Portugal, p. 108) com recurso a um dos critérios observados na literatura como mais tradicionais, o legal.

Assim, das empresas recolhidas, são consideradas falidas todas as que no ano de 2016 tenham sido dissolvidas, liquidadas, extintas, encerradas legalmente, que se apresentaram voluntariamente à falência ou a que a mesma lhes tenha sido judicialmente decretada.

Na amostra a utilizar constam, conforme descrito, apenas empresas portuguesas, permitindo que estas sejam distinguidas quanto à nacionalidade, mas sem qualquer separação relativamente ao seu sector de actividade.

Derivou-se o modelo presente na Equação 20, contendo a seguinte formulação e variáveis.

Equação 20 - Detalhe da Função Derivada: Amostra PCL Portugal

$Z = 7,388 + 7,496X_1 + 0,026X_2 - 0,010X_3 + 1,030X_4 - 0,049X_5 - 0,954X_6 - 10,556X_7 - 0,047X_8$	
$X_1 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_2 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Resultado Operacional (EBIT)}}$
$X_3 = \frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Resultado Líquido (RL)}}$	$X_4 = \frac{\text{Resultado Corrente (EBT)}}{\text{Resultado Líquido (RL)}}$
$X_5 = \frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Margem Bruta (MB)}}$	$X_6 = \frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
$X_7 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$	$X_8 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Gastos com Pessoal (GP)}}$

Este modelo, contendo as variáveis indicadas, apresenta-se significativo e com um bom ajuste para a amostra portuguesa e multisectorial utilizada para o derivar [Hosmer e Lemeshow (8): $\text{Qui}^2 = 16,040$, Sig. = 0,240 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,742$], sendo a significância das variáveis a seguinte:

Tabela 36 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra PCL Portugal

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extracção
R1694	X ₈	-0,047	0,021	5,072	1	0,024	8º
R1289	X ₇	-10,556	2,254	21,937	1	0,000	7º
R1337	X ₆	-0,954	0,309	9,538	1	0,002	6º
R1339	X ₅	-0,049	0,022	4,881	1	0,027	5º
R1873	X ₄	1,030	0,412	6,234	1	0,013	4º
R1450	X ₃	-0,010	0,003	9,144	1	0,002	3º
R1698	X ₂	0,026	0,009	8,201	1	0,004	2º
R1997	X ₁	7,496	1,312	32,620	1	0,000	1º
	Constante	7,388	1,672	19,534	1	0,000	

Na Tabela 36 apresentam-se as estatísticas do modelo. Pela utilização de técnica *forward stepwise*, destaca-se o indicador X₁, que descreve o nível de endividamento, como o mais relacionado com o evento por ter sido o primeiro a ser selecionado.

De sublinhar que se observa uma predominância de indicadores com relação inversa com o evento a prever, (X₃ e X₅ a X₈), sendo que tal ocorre devido à forma de construção dos mesmos consistir do inverso do normalmente observado na literatura.

5.2.3. NOVO PONTO DE CORTE (NPC)

Assim como os demais pontos de corte, este apresenta-se na subsecção 4.4.3. (Derivação e Validação dos Modelos) da metodologia.

Consiste na separação das amostras recorrendo a um critério diferente do até ora apresentado pela literatura, ou seja, a utilização do conceito de materialidade, ou relevância, do “Capital Próprio”, de forma relativa, em lugar de um valor absoluto, como habitualmente sucede, propiciando a eliminação das limitações nele latentes.

Com uma amostra que distingue as empresas quanto à nacionalidade, utilizando apenas empresas portuguesas, mas não quanto ao seu sector, Tabela 29 (Descritivo das Amostras NPC: Portugal, p. 109), o modelo identificado contém a formulação e variáveis que se detalham na Equação 21.

Equação 21 - Detalhe da Função Derivada: Amostra NPC Portugal

$Z = 0,072 + 67,766X_1 + 5,696X_2 - 0,019X_3 + 9,770X_4$	
$X_1 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)} + \text{Gastos Financeiros (GF)}}{\text{Capital Investido (CINV)}}$	$X_2 = \frac{\text{Resultados Retidos ou Outros Capitais Proprios (OCP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
$X_3 = \frac{\text{Volume de Negócios do Secto (VNS)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$	$X_4 = \frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$

O modelo da Equação 21, com as variáveis indicadas, apresenta-se significativo e com um bom ajuste para a amostra portuguesa e multisectorial utilizada para o derivar [Hosmer e Lemeshow (8): $\text{Qui}^2 = 11,471$, Sig. = 0,176 e $R^2_{\text{Nagelkerke}} = 0,903$], com a significância das variáveis a seguir:

Tabela 37 - Estatísticas da Função Derivada: Amostra NPC Portugal

	Var	Coef	SE	Wald	df	Sig	Ordem de Extração
R1251	X ₄	9,770	4,937	3,916	1	0,048	4º
R131	X ₃	-0,019	0,007	7,513	1	0,006	3º
R1405	X ₂	5,696	1,797	10,042	1	0,002	2º
R2007	X ₁	67,766	20,487	10,941	1	0,001	1º
	Constante	0,072	0,647	0,012	1	0,912	

Na Tabela 37 apresenta-se o detalhe das estatísticas do modelo gerado.

Passando à observação das variáveis identificadas como parte integrante deste modelo enquanto predictores da saúde empresarial, destaca-se o contributo da variável X₁ como sendo o mais relevante para com a saúde empresarial por ter sido seleccionada em primeiro lugar com a aplicação da técnica *forward stepwise*. O rácio consiste na Rendibilidade Financeira do Investimento expondo o retorno total obtido pelo global da entidade.

5.2.4. INDICADORES MAIS FREQUENTES E RELEVANTES DOS MODELOS GERADOS

No Quadro 6 apresenta-se o resumo dos indicadores dos resultados dos modelos derivados.

Quadro 6 - Resumo Indicadores Mais Frequentes e Relevantes: Modelos Gerados

	VPC					PCL	NPC	Contagem
	Portugal	CAE C	CAE F	CAE G	Global	Portugal	Portugal	
R131			X ₃				X ₃	2
R485				X ₄				1
R577				X ₅				1
R623		X ₄						1
R958		X ₃	X ₄					2
R1135					X ₄			1
R1251							X ₄	1
R1252					X ₃			1
R1289						X ₇		1
R1300	X ₁							1
R1333					X ₅			1
R1337						X ₆		1
R1339						X ₅		1
R1405				X ₃			X ₂	2
R1450						X ₃		1
R1694						X ₈		1
R1698						X ₂		1
R1710	X ₃							1
R1873						X ₄		1
R1997		X ₁	X ₁	X ₁	X ₁	X ₁		5
R2002	X ₂	X ₂	X ₂	X ₂	X ₂			5
R2007							X ₁	1
R2009					X ₆			1

A *bold* na primeira e última colunas destacam-se os que são mais frequentes, estando sombreados a cinza os três indicadores que em cada modelo foram identificados como mais relevantes, ou seja, que foram os três primeiros a ser selecionados pelo método *forward stepwise* para fazer parte de cada uma das funções derivadas.

Há que sublinhar que os indicadores selecionados tipicamente em primeiro e segundo lugar, concretamente o R1997 $\left(\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}\right)$ e o R2002 $\left(\frac{\text{Resultado Líquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depósitos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}}\right)$ apresentam-se não só como mais relevantes, como também mais frequentemente selecionados em quase todos os modelos, à excepção de modelos com amostras de empresas exclusivamente portuguesas, no caso do primeiro, separadas com recurso ao Velho Ponto de Corte (VPC) e no segundo, recorrendo ao Ponto de Corte Legal (PCL).

Relativamente ao modelo que, utilizando igualmente uma amostra de empresas portuguesas, separa-as com recurso ao Novo Ponto de Corte (NPC), ainda que seja o único a não incluir nenhum dos rácios anteriormente descritos, identifica como indicador mais relevante uma formulação que igualmente tem por base o total das aplicações ou “Activo”, o R2007 $\left(\frac{\text{Resultado Líquido (RL)} + \text{Gastos Financeiros (GF)}}{\text{Capital Investido (CINV)}}\right)$.

Tabela 38 - Resumo Indicadores Mais Frequentes e Relevantes: Proveniência e Utilidade

		Utilidade dos Indicadores					
		Estrutura de Capital	Eficiência	Peso Relativo	Rendibilidade	Macroeconómicos	Total
Proveniência dos Indicadores	Demonstrações Financeiras			1			1
	Análise Financeira e Estudos Anteriores	5	4	4	5		18
	Macroeconómicos					4	4
	Total	5	4	5	5	4	23

Relativamente à proveniência, Tabela 38, os indicadores identificados pertencem, maioritariamente, a:

a) modelos desenvolvidos em estudo anteriores: $R1135 = \frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$,

$$R1251 = \frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$$

$$R1252 = \frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$$

$$R1289 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$$

$$R1300 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$$

$$R1333 = \frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}$$

$$R1337 = \frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$$

$$R1339 = \frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Margem Bruta (MB)}}$$

$$R1450 = \frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Resultado Líquido (RL)}}$$

$$R1405 = \frac{\text{Resultados Retidos ou Outros Capitais Próprios (OCP)}}{\text{Passivo Total (PT)}},$$

$$R1694 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Gastos com Pessoal (GP)}},$$

$$R1698 = \frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Resultado Operacional (EBIT)}},$$

$$R1710 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depósitos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}},$$

$$R1873 = \frac{\text{Resultado Corrente (EBT)}}{\text{Resultado Líquido (RL)}},$$

$$R1997 = \frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}},$$

$$R2002 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depósitos Bancários e Caixa (BDC)}}{\text{Activo Total (AT)}},$$

$$R2007 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)} + \text{Gastos Financeiros (GF)}}{\text{Capital Investido (CINV)}}$$

$$R2009 = \frac{\text{Empréstimos Bancários (EM)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$$

b) “Macroeconómicos”: $R131 = \frac{\text{Volume de Negócios do Sector (VNS)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$

$$R485 = \frac{\text{Divida Bruta das Administrações Públicas M€ (DBAP M€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$$

$$R577 = \frac{\text{Exportações M€ (E M€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}, \quad R623 = \frac{\text{Formação Bruta de Capital Fixo m€ (FBCF m€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$$

c) novos indicadores gerados por combinação de linhas de Balanço e Demonstração de Resultados: $R958 = \frac{\text{Activo Intangível (AI)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$.

De sublinhar que, ainda que Trigueiros e Sam (2018), entre outros, critiquem a construção de modelos com recurso a indicadores seleccionados em estudos anteriores, confirma-se que, ainda que exista valor acrescentado na inclusão de rácios provenientes de outras origens, esse é, todavia, de facto esse o *cluster* que reúne os mais importantes previsores a falência empresarial.

5.3. TESTES DE EFICIÊNCIA

Após terem sido construídas as funções, será testada a sua eficácia de acerto, primeiramente com a sua amostra de teste (*Hold-out Sample*), para validar a capacidade de classificação correcta de empresas diferentes das usadas para criar a função.

De igual modo será analisada a estabilidade temporal, ou seja, a manutenção da eficácia de classificação com o afastamento do momento da falência aplicando as formulações obtidas à informação financeira a dois, três e quatro anos de distância do evento.

Seguidamente, em linha com o sugerido por Shi e Li (2019) que referem que “*the [...] future research [should be to] further compare different models applied in the past bankruptcy prediction studies*”, serão utilizados os modelos identificados como mais relevantes e comparáveis com os que foram anteriormente construídos, a fim também deste modo testar a sua *performance*.

5.3.1. HOLD-OUT SAMPLE E ESTABILIDADE TEMPORAL

Nesta subsecção procuraremos observar e validar a *performance* obtida por cada um dos modelos gerados nas suas amostras de treino, bem como nas amostras de teste.

5.3.1.1. Velho Ponto de Corte (VPC)

O modelo criado para empresas portuguesas, separadas com recurso ao VPC, cuja *performance* global consta da Tabela 39.

Tabela 39 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC Portugal

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	98,2%	92,3%	74,3%	71,4%	62,9%
Não Falidas	93,3%	85,7%	93,8%	92,6%	88,9%
Total	95,7%	88,2%	84,8%	82,8%	76,8%

O modelo apresenta uma capacidade de classificação a um ano de distância da falência, nas empresas da amostra de treino de 96% e na de teste de 88% dos casos, aproximadamente.

Relativamente à resiliência temporal do modelo, também neste se observa uma diminuição ligeira da capacidade predictiva com o passar do tempo, apresentando um $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ de aproximadamente 13%.

Quanto à eficácia e erros médios, a primeira apresenta-se em 83,2% e os segundos 24,8% e 9,7% para o Tipo I e II, respectivamente.

Tabela 40 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE C

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	86,9%	73,7%	66,0%	59,6%	49,5%
Não Falidas	87,9%	90,6%	87,8%	85,2%	82,1%
Total	87,4%	84,3%	77,9%	73,5%	67,3%

No que concerne ao modelo gerado com base numa amostra de um sector específico, neste caso o CAE C (Indústrias), sem discriminação quanto à nacionalidade, na Tabela 40 apresenta-se a *performance* do modelo tendo uma capacidade de classificação a um ano de distância da falência *in-sample* de 87% e *out-sample* de 84%.

Quanto à resiliência temporal do modelo, observa-se uma ligeira diminuição da capacidade predictiva à medida que nos afastamos do evento, correspondendo o $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ a cerca de 20%. Deve ainda ser destacada a relevante estabilidade da capacidade de classificação correcta das empresas não falidas, sublinhando a relevância da formulação obtida.

Globalmente este modelo apresenta uma média de eficácia de 75,7%, com erros médios de 32,9% e 13,3%, para o Tipo I e II, respectivamente.

Tabela 41 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE F

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	84,7%	83,3%	67,0%	67,0%	57,3%
Não Falidas	78,4%	81,3%	76,7%	75,0%	72,5%
Total	81,5%	82,0%	72,2%	71,3%	65,5%

O modelo gerado para empresas que desenvolvem a sua actividade principal no CAE F (Construção), indistintamente quanto à sua origem geográfica, cuja *performance* global se ilustra na Tabela 41, apresenta uma capacidade de classificação a um ano de distância da falência nas amostras de treino e de aproximadamente 82% nas de teste.

Relativamente à resiliência temporal do modelo, com o passar do tempo observa-se uma diminuição da capacidade de classificação correcta, com um $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ de aproximadamente 20%, havendo a sublinhar resiliência na classificação das empresas não falidas.

Atinge 72,7% de eficácia média com 31,4% de erro médio de Tipo I e 23,6% de Tipo II.

Tabela 42 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE G

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	88,7%	82,4%	37,5%	39,0%	35,0%
Não Falidas	89,3%	90,0%	87,3%	82,8%	83,7%
Total	89,0%	87,2%	65,6%	63,6%	62,4%

Quanto ao modelo elaborado com base numa amostra do CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), apresenta a Tabela 42 a *performance* do modelo, tendo uma capacidade de classificação a um ano de distância da falência *in-sample* de cerca de 89% e *out-sample* aproximadamente de 87% dos casos.

Na resiliência temporal do modelo, observamos uma ligeira diminuição da capacidade predictiva como o afastamento do evento, correspondendo o $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ a cerca de 28%, havendo que destacar a estabilidade da classificação das empresas saudáveis.

Globalmente, numa análise agregada, o modelo apresenta uma eficácia de classificação média de 73,6% e erros médios de Tipo I e II de 43,5% e 13,4%, respectivamente.

Tabela 43 - Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC Global

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	88,1%	85,9%	69,1%	61,2%	55,4%
Não Falidas	87,3%	87,9%	87,5%	85,5%	83,8%
Total	87,7%	87,2%	79,2%	74,6%	71,0%

Observando os testes realizados à amostra “Global”, multinacional e multisectorial, ou seja, sem separação de empresas quanto à nacionalidade ou sector, Tabela 43, obtém-se uma capacidade de classificação correcta das empresas *in-sample* com a amostra de teste de cerca de 88%, a um ano de distância. Na aplicação à amostra de teste perde aproximadamente um ponto percentual.

Analisando a evolução dentro desta última, naturalmente à medida que se afasta o evento o modelo vai perdendo capacidade de prever de forma correcta a saúde das empresas em estudo que, neste caso em particular, $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ corresponde a uma perda de cerca de 19%.

Observando então todos os períodos em estudo e de forma global e agregada, este modelo apresenta uma eficácia média de classificação correcta das empresas sob análise de 78,0%, sendo que há também a registar erros médios de Tipo I e II de 28,1% e 13,6%, respectivamente.

5.3.1.2. Ponto de Corte Legal (PCL)

Observando os testes realizados à amostra de empresas portuguesas, multissectorial, ou seja, sem distinção quanto ao sector e separadas entre si com recurso ao Ponto de Corte Legal, Tabela 44.

Tabela 44 - Eficiência da Função Derivada: Amostra PCL Portugal

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	85,2%	78,9%	73,8%	67,5%	63,5%
Não Falidas	94,9%	85,7%	84,4%	78,7%	79,4%
Total	90,4%	82,5%	79,4%	73,4%	71,9%

A amostra de treino obtém uma capacidade de classificação a um ano de distância, de cerca de 90%, sendo que na *out-sample* perde cerca de sete pontos percentuais.

Naturalmente o modelo vai perdendo capacidade de classificar correctamente as empresas à medida que nos vamos afastando do evento, sendo que neste caso em particular $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ apresenta uma perda de aproximadamente de 13%.

Observando de forma global todos os períodos em estudo, o modelo tem uma eficácia média de 76,8%, com respectivamente 26,2% e 15,4% para os erros médios de Tipo I e II.

5.3.1.3. Novo Ponto de Corte Legal (NPC)

Quanto ao modelo criado exclusivamente com empresas portuguesas, sem distinção relativamente ao sector onde estas desenvolvem a sua actividade principal, separadas recorrendo ao critério de materialidade (NPC) presente na Tabela 45.

Tabela 45 - Eficiência da Função Derivada: Amostra NPC Portugal

	Treino	Teste			
	N-1	N-1	N-2	N-3	N-4
Falidas	96,2%	87,0%	75,0%	73,7%	73,7%
Não Falidas	95,2%	89,3%	86,8%	86,8%	82,4%
Total	95,7%	88,2%	81,4%	80,8%	78,4%

Apresenta uma capacidade de classificação correcta dos casos, na amostra de treino a um ano de distância, de 96%, perdendo aproximadamente 8% se aplicado à amostra de teste.

Relativamente à evolução da eficácia de classificação do modelo com o passar do tempo, esta vai naturalmente diminuindo consoante nos afastamos do momento do evento em estudo, ou seja, da falência, sendo que neste $\Delta_{(N-1 \text{ a } N-4)}$ apresenta aproximadamente de 11% de perda. Importa ainda destacar a resiliência do modelo entre N-2 e N-4 para ambas as classificações de empresas, o que revela estabilidade temporal na eficácia de classificação.

Por fim, analisando todos os períodos em estudo, observa-se uma eficácia média de classificação correcta das empresas sob escrutínio de 82,2%, e erros médios de Tipo I de 22,7% e 13,7% de Tipo II.

5.3.2. FORMULAÇÕES PROVENIENTES DE ESTUDOS ANTERIORES

Tal como indicado, o presente estudo incide sobre a *performance* comparada entre os modelos de Regressão Logística Binária e os de Análise Discriminante Multivariável, *Logit* ou *Probit*, identificados como mais eficientes e relevantes para o ambiente sob estudo.

Concretamente, será comparada a *performance* dos modelos identificados secção 4.7. (Modelos para Teste de Eficiência das Funções a Gerar) com a obtida nos modelos construídos no presente estudo, aplicando-os às mesmas amostras de empresas, a fim de proporcionar aos modelos sob análise as melhores condições de comparação.

5.3.2.1. Velho Ponto de Corte (VPC)

No Gráfico 14, recorrendo à amostra de teste do modelo para Portugal, Tabela 23 (Descritivo das Amostras VPC: Portugal, p. 106), aplicámos as formulações derivadas por Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 116) e Carvalho das Neves (2012), Equação 11 (Modelo Carvalho das Neves, p. 113), comparando com o modelo gerado (Equação 15 - Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Portugal, p. 121), Tabela 39 (Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC Portugal, p. 134).

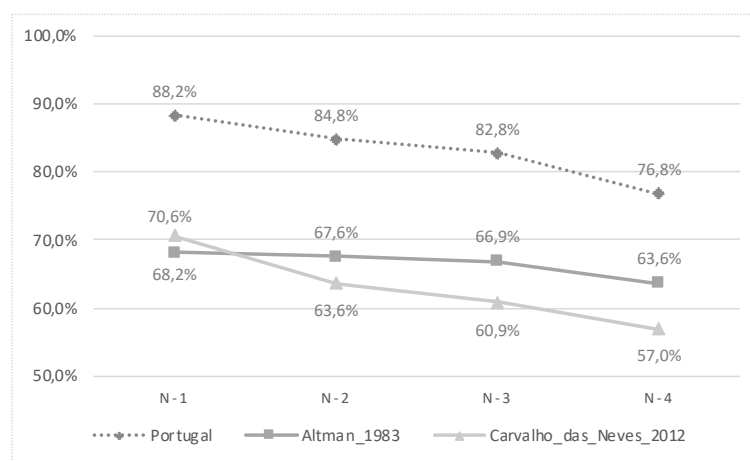


Gráfico 14 - Performance Comparada de Modelos: VPC Portugal, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012)

Todos os modelos apresentam perda da capacidade de classificação com o afastamento ao momento da falência.

Quanto à função construída no presente estudo, a pontuação, esta descreve uma eficiência de classificação acima da observada nas outras formulações, revelando também maior resiliência temporal.

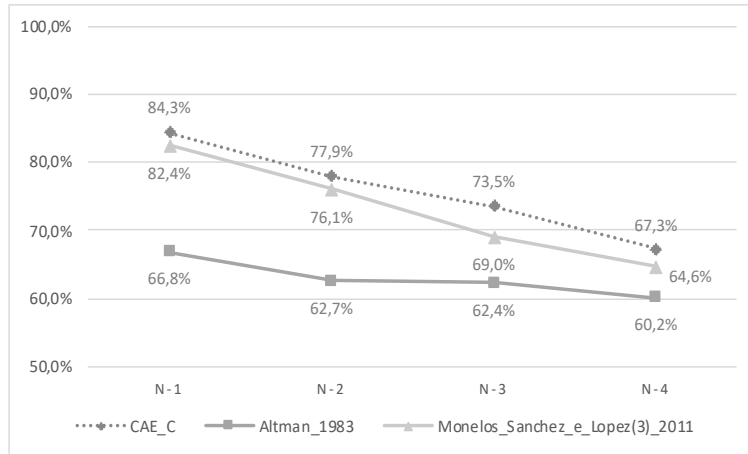


Gráfico 15 - Performance Comparada de Modelos: VPC CAE C, Altman (1983) e Monelos, Sanchez e Lopez (2011)

Na análise das funções derivadas de âmbito sectorial, neste caso para o CAE C (Indústrias Transformadoras), Equação 16 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE C, p. 123), apresenta-se no Gráfico 15 a *performance* das formulações de Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 116) e Monelos et al. (2013), Equação 9 (Modelo Monelos, Sanchez e Lopez, p. 112), esta última por ser a que havia sido identificada como mais eficiente para as empresas deste sector.

Aplicando então todas as formulações à amostra da Tabela 24 (Descritivo das Amostras VPC: CAE C - Indústrias Transformadoras, p. 107), observa-se que globalmente continua a existir perda de capacidade predictiva com o afastamento ao momento da falência, acompanhando a função elaborada no presente estudo, a ponteadado, a trajectória descrita pelas demais, superando-as na sua capacidade de classificação correcta das empresas.

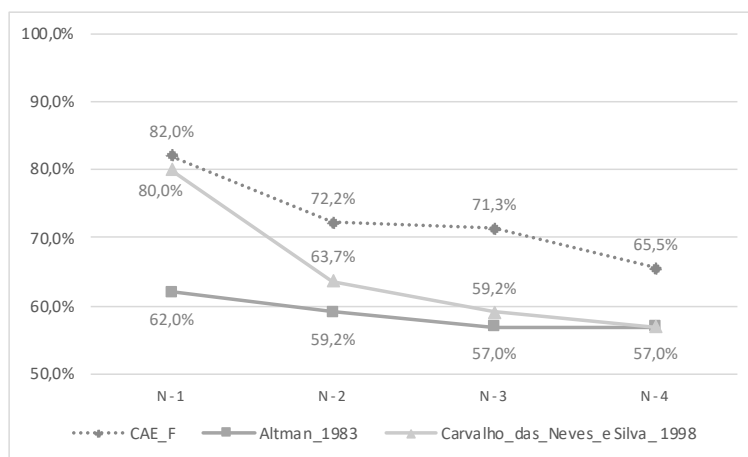


Gráfico 16 - Performance Comparada Modelos: VPC CAE F, Altman (1983) e Carvalho das Neves e Silva (1998)

Relativamente à *performance* da função derivada para as empresas do CAE F (Construção), Equação 17 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE F, p. 124), aplicadas à amostra da Tabela 25 (Descritivo das Amostras VPC: CAE F - Construção, p. 107), o Gráfico 16 apresenta a sua comparação com as formulações de Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 116) e Carvalho das Neves e Silva (1998), Equação 10 (Modelo Carvalho das Neves, p. 113), sendo esta última a identificada como mais eficiente para este sector.

Observamos que a capacidade de classificação do modelo de Carvalho das Neves e Silva (1998) em N-1 (ano anterior à falência) se aproxima da obtida no modelo construído no presente estudo, a ponteadado, sendo, todavia, superada.

Este último, acompanha os demais na trajetória, sendo que, ainda que todos apresentem perda da capacidade predictiva, com o distanciamento ao momento de referência, a formulação elaborada neste estudo apresenta uma maior resiliência na manutenção da capacidade de previsão.

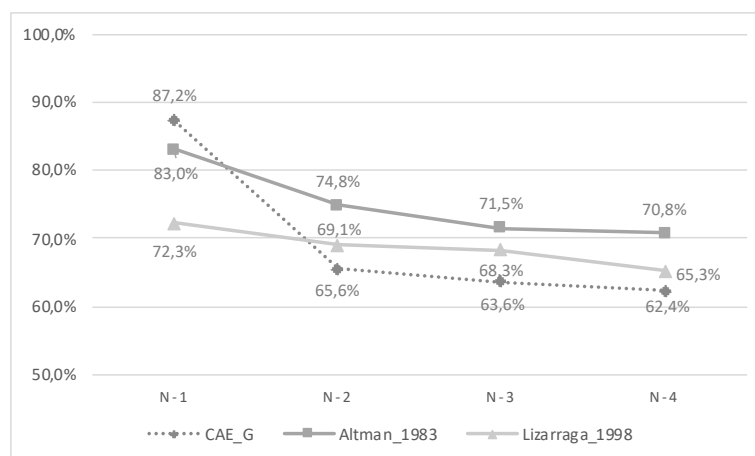


Gráfico 17 - Performance Comparada Modelos: VPC CAE G, Altman (1983) e Lizarraga (1998)

No que concerne ao modelo para o CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), Equação 18 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC CAE G, p. 125), o Gráfico 17 apresenta a sua *performance*, junto à das formulações de Altman (1983), de Lizarraga (1998), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 116) e 17 (Modelo Lizarraga, p. 124), esta última por ter sido a que se destacou na classificação de empresas deste sector.

Recorrendo à amostra apresentada na Tabela 26 (Descritivo das Amostras VPC: CAE G – Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos, p.

107) para a aplicação de todas as funções, observamos uma quebra da capacidade predictiva com o distanciamento do momento de referência, com a função derivada, a ponteadado, a acompanhar as demais, todavia com uma capacidade de classificação ligeiramente inferior a partir de 2 anos de distância.

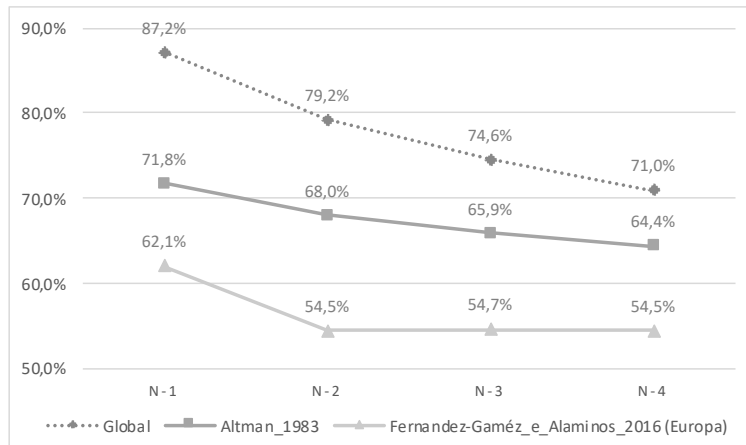


Gráfico 18 - Performance Comparada Modelos: VPC Global, Altman (1983) e Fernandez-Gaméz e Alaminos (2016) (Europa)

Partindo agora da amostra com a totalidade dos sectores, apresentada na Tabela 27 (Descritivo das Amostras VPC: Global, p. 108), derivou-se uma função, “Global”, Equação 19 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Global, p. 127).

O Gráfico 18 apresenta a sua *performance*, junto com a obtida na aplicação às mesmas empresas das funções derivadas por Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p, 116) e Alaminos et al. (2016), Equação 13 (Modelo Fernandez-Gaméz e Alaminos, p. 115). Tal como nos casos anteriores, observa-se a perda de capacidade predictiva com o passar do tempo, sendo de destacar que os modelos descrevem trajetórias muito semelhantes, continuando, todavia, os demais a serem superados pelo modelo construído no presente estudo, apresentado a ponteadado.

5.3.2.2. Ponto de Corte Legal (PCL)

Numa abordagem complementar, como descrito no subponto 4 do ponto 4.4.1. (Critérios Para Selecção de Amostras) procurámos explorar o tema da separação de empresas saudáveis e falidas de uma forma diferente da preconizada na maior parte dos estudos.

Neste caso, a amostra de empresas portuguesas foi separada recorrendo a um critério legal, sendo consideradas falidas as entidades que haviam sido dissolvidas, liquidadas, extintas, encerradas legalmente, que se apresentaram à falência ou a que a mesma lhes tenha sido decretada, como apresentado na Tabela 28 (Descritivo das Amostras PCL: Portugal, p. 108).

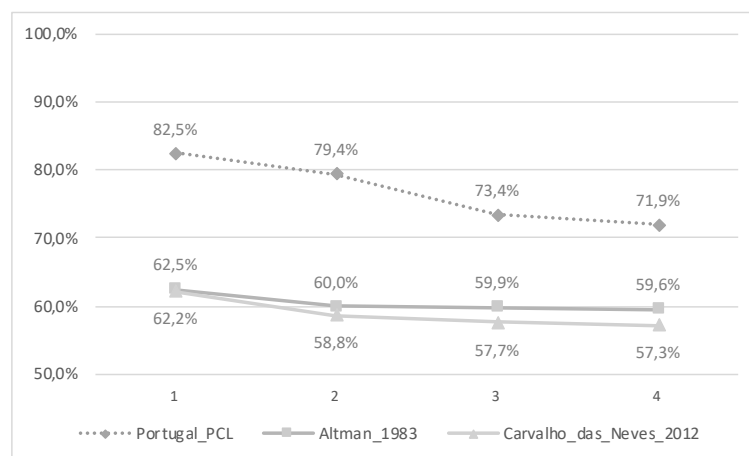


Gráfico 19 - Performance Comparada Modelos: PCL Portugal, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012)

Assim, no Gráfico 19 apresenta-se, de forma conjunta, a capacidade de classificação do modelo gerado, Portugal_PCL, Equação 20 (Detalhe da Função Derivada: Amostra PCL Portugal, p. 128), a ponteados, junto com a obtida na aplicação, à mesma amostra, das formulações de Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 114) e Carvalho das Neves (2012), Equação 11 (Modelo Carvalho das Neves, p. 113), esta última por apresentar uma melhor capacidade de classificação para as empresas deste sector.

Como ocorria nos modelos apresentados anteriormente, com o distanciamento ao momento de referência, observamos a quebra da capacidade predictiva de forma transversal em todos os modelos.

Destaca-se também que, tal como as formações obtidas para as amostras anteriores, também esta acompanha a tendência das de Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012), destacando-se, todavia, no que concerne à superação destas relativamente à classificação correcta das empresas sob análise.

5.3.2.3. Novo Ponto de Corte (NPC)

Continuando com a análise de formas diferenciais de separação das empresas, analisámos também o recurso ao critério de Materialidade, sendo neste caso em particular, classificadas como falidas empresas com “Capital Próprio” inferior a 1,2% do total de “Balanço”, critério determinado como se descreveu na sub-secção 2.3.3. (A Materialidade Como Barreira Crítica) através das médias das *rule of thumb* descritas na Tabela 1 (Pontos de Corte para a Materialidade), cuja amostra se apresenta na Tabela 29 (Descritivo das Amostras NPC: Portugal).

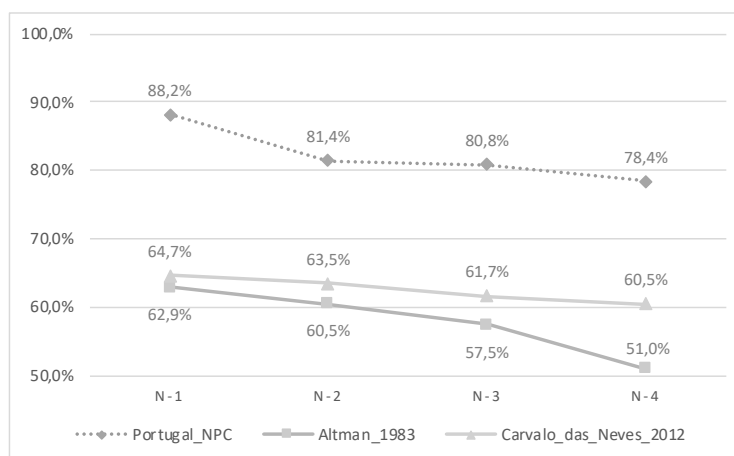


Gráfico 20 - Performance Comparada Modelos: NPC Portugal, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012)

Recorrendo então a essa amostra, foi elaborada uma função discriminante, Portugal_NPC, Equação 21 (Detalhe da Função Derivada: Amostra NPC Portugal, p. 130), cuja *performance* consta do Gráfico 20, a pontilhado.

Junto com a capacidade de classificação obtida por essa função, apresenta-se a observada pela aplicação à mesma amostra dos modelos desenvolvidos por Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 116) e Carvalho das Neves (2012), Equação 11 (Modelo Carvalho das Neves, p. 113).

Como observado nos modelos desenvolvidos apresentados anteriormente, a função discriminante construída no presente estudo, apresenta-se com uma maior resiliência temporal, com um declive menos acentuado do que o observado nas formulações de Altman (1983) e de Carvalho das Neves (2012), bem como uma capacidade superior de classificação correcta de casos.

Tal como apresentado anteriormente, foram derivadas três funções para as empresas portuguesas, Equações 9 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Portugal, p. 112), 14 (Detalhe da Função Derivada: Amostra PCL Portugal, p. 116) e 15 (Detalhe da Função Derivada: Amostra NPC Portugal, p. 121).

Nas duas últimas estuda-se a hipótese de utilização de uma forma de separação das empresas diferente da que mais tradicionalmente se encontra presente na literatura, cuja performance se apresenta no Gráfico 21.

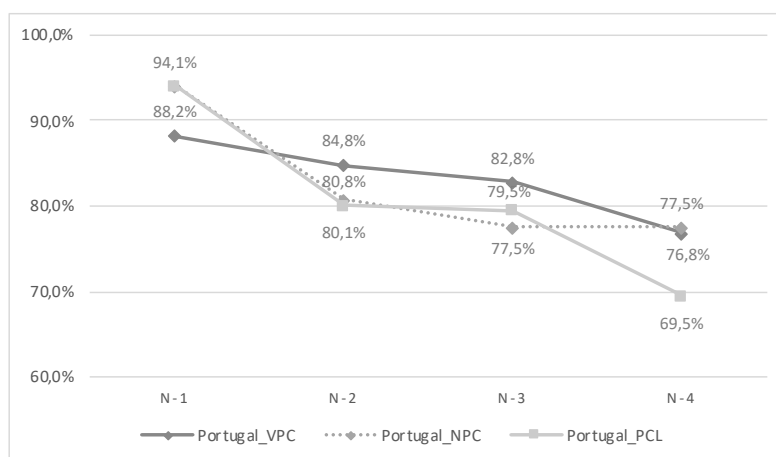


Gráfico 21 - Performance Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL

Com recurso à amostra mais tradicional, onde as empresas são classificadas como saudáveis caso tenham um “Capital Próprio” inferior a zero, presente na Tabela 23 (Descritivo das Amostras VPC: Portugal, p. 106), procurou-se testar a capacidade de todos esses modelos em classificarem correctamente as empresas em estudo.

Constata-se que a utilização, quer de um critério Legal como um de Materialidade na separação das empresas em estudo, origina um modelo com melhor capacidade de previsão a um ano de distância (N-1), demonstrando este último uma maior resiliência à passagem do tempo.

De sublinhar em particular a *performance* do modelo Portugal_NPC que, ainda que ligeiramente inferior a dois e três anos de distância, volta a superar os demais modelos quando observado a quatro anos do momento da falência empresarial, apresentando uma eficiência média neste contexto de cerca de 78% (sendo aproximadamente 75% nos modelos PCL e VPC).

Procurando uma análise mais pormenorizada, observaremos de seguida a performance separada da previsão na amostra das empresas saudáveis, bem como nas falidas.

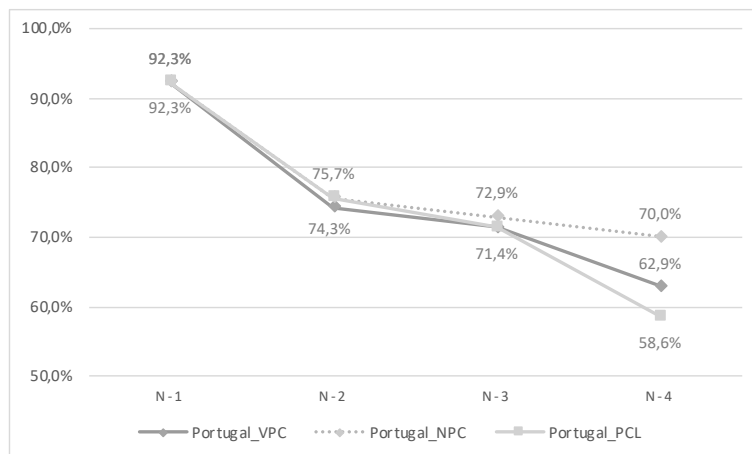


Gráfico 22 - Performance Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL – Falidas

No Gráfico 22, fazendo a análise comparada da amostra das empresas Falidas, observa-se uma *performance* superior do modelo Portugal_NPC, a ponteadado, aumentando com o distanciamento ao momento da falência.

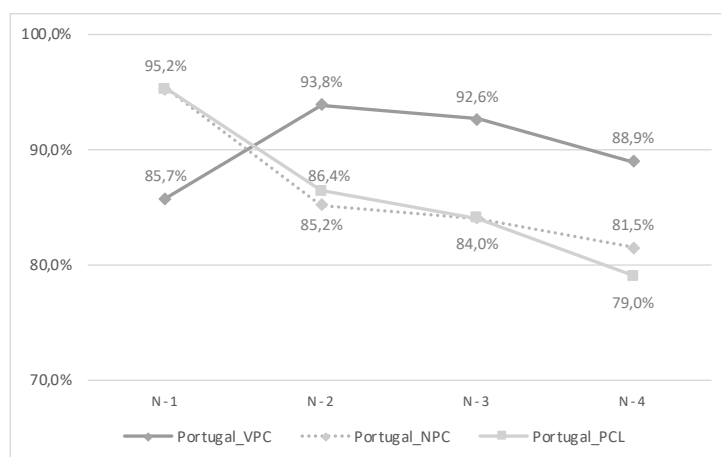


Gráfico 23 - Performance Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL – Não Falidas

No que concerne à amostra das empresas saudáveis apresentada no Gráfico 23, observa-se uma melhor *performance* do modelo mais tradicional Portugal_VPC, a partir de um distanciamento de dois anos da falência.

Concluimos que o modelo Portugal_VPC apresenta uma *performance* superior às observadas nos demais, quer por a sua eficácia média ser superior como também por se mostrar mais capaz na classificação das empresas falidas.

O observado, no que concerne às saudáveis, pode facilmente ser considerado um incremento de prudência do modelo, classificando algumas das entidades na fronteira como falidas em lugar de saudáveis.

5.3.3. PRINCIPAIS RESULTADOS

No Quadro 7 apresenta-se assim o cômputo geral da eficiência das funções criadas.

Quadro 7 - Resumo da Eficiência Média e Erros dos Modelos Gerados

Tipo de Segmentação			Eficiência Amostra		Erros Médios		Modelos de Teste		
			Treino	Teste (Média)	Tipo I	Tipo II	Altman (1983)	Outros	
VPC	Multisectorial e Multinacional	Global	87,7%	78,0%	28,1%	13,6%	67,5%	56,5%	
		Monosectorial e Multinacional	CAE C	87,4%	75,7%	32,9%	13,3%	63,0%	73,0%
	CAE F		81,5%	72,7%	31,4%	23,6%	58,8%	65,0%	
	CAE G	89,0%	73,6%	43,5%	13,4%	75,0%	68,8%		
PCL	Multisectorial e Mononacional	Portugal		95,7%	83,2%	24,8%	9,7%	66,6%	63,0%
				90,4%	76,8%	26,2%	15,4%	60,5%	59,0%
				95,7%	82,2%	22,7%	13,7%	58,0%	62,6%
NPC			Média	89,6%	77,5%	29,9%	14,7%	64,2%	64,0%

De sublinhar que os modelos gerados apresentam uma capacidade média de classificação correcta das empresas que compõem a amostra de treino de cerca de 90%, perdendo cerca de 13% da sua capacidade predictiva quando são aplicados à amostra utilizada para teste (*Hold-out Sample*).

Acresce que a formulação desenvolvida por Altman (1983), Equação 14 (Modelo Z-Score 1983, p. 116), bem como as seleccionadas como mais eficientes para cada um dos sectores estudados, identificadas na secção 4.7. (Modelos para Teste de Eficiência das Funções a Gerar), apresentam uma eficácia média de classificação correcta de cerca de 82,5%,

Nestas, quando aplicadas à amostra de teste utilizada nos modelos criados na presente investigação, observa-se uma capacidade média de classificação correcta de cerca de 64%, que se apresenta aquém da obtida nos modelos construídos no presente estudo.

Destaca-se também o observado no modelo NPC_Portugal, quando comparado com os outros igualmente gerados para empresas portuguesas (VPC_Portugal e PCL_Portugal) deixando antever a relevância, para a *performance* dos modelos, da utilização do critério de materialidade com forma de separação das empresas falidas das demais.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÕES

6.1. INTRODUÇÃO

Neste capítulo será dada resposta às perguntas derivadas de investigação da presente investigação, bem como resposta à pergunta de partida que foi formulada e se encontra subjacente às mesmas.

Serão apresentadas as conclusões finais obtidas no estudo realizado, bem como as suas limitações e potenciais perspectivas para desenvolvimentos futuros, baseadas no descrito nos capítulos anteriores.

6.2. RESPOSTA ÀS PERGUNTAS DE INVESTIGAÇÃO

Tendo sido construída uma pergunta de partida, com o propósito de promover o conhecimento sobre a problemática da falência empresarial, bem como incluir no estudo destas temáticas factores diferenciadores, foram formuladas diversas perguntas de investigação que serão agora respondidas, com base nos resultados obtidos.

PDI1 – É possível incluir indicadores contabilísticos e/ou macroeconómicos, diferentes dos comumente utilizados, contribuindo para a melhoria da performance dos modelos de previsão de falência empresarial?

Relativamente à temática dos indicadores a incluir na construção de modelos Trigueiros e Sam (2018, p. 111), indicam que

[t]he usage of ratios as predictors in multivariate models seems to be an extrapolation of their early use in financial analysis [...] [t]he fact that [...] [they] are suited for financial analytic tasks does not grant that they may be equally suited in predictive modeling tasks

Todavia, em sentido oposto, múltiplos têm sido os autores desde Beaver (1966) e Altman (1968) que, centrados nos indicadores de análise financeira, procuraram através deles encontrar os melhores predictores para a previsão da falência empresarial.

Foi tido em conta o indicado, quer pelos primeiros quer pelos segundos autores, a fim de criar uma base de partida para a construção do modelo, tão alargada quanto possível.

Na agregação inicial procurou-se ir além do que são as práticas mais comuns presentes na literatura para selecção inicial de indicadores. Estas, consistem na recolha dos rácios que são mais comumente utilizados na análise financeira ou que anteriormente já haviam sido selecionados para serem parte integrante de outros modelos (Apêndices A, Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199 e C Tabela 49 - Indicadores Mais Frequentemente Utilizados na Análise Económico-Financeira em Portugal, p. 205).

Aos referidos indicadores foram adicionados outros, provenientes quer da combinação entre si quer das rubricas das “Demonstrações Financeiras”, como das mais relevantes variáveis macroeconómicas (Apêndice B, Tabela - 47 Demonstrações Financeiras e Informação Complementar, p. 203).

Este procedimento possibilitou que a construção dos modelos - sem desconsiderar o preconizado pela análise financeira ou por estudos anteriores - estivesse livre dos grilhões que seriam os conceitos teóricos latentes que levariam a considerar, como ponto de partida, apenas uns indicadores em detrimento de outros.

Como se descreve no ponto 4 da subsecção 4.4.2. (Composição das Bases de Dados Recolhidas) foi constituída então uma alargada agregação inicial de 1841 indicadores, onde cerca de 42,5% incluíam variáveis macroeconómicas, aproximadamente 5,3% provinham de estudos anteriores ou da prática da análise financeira e os remanescentes eram compostos por novas relações, entre as mais variadas rubricas das Demonstrações Financeiras.

A fim de reduzir o elevado número de indicadores obtidos com a recolha descrita, aplicou-se uma técnica que permitiu agrupá-los de acordo com a semelhança que apresentavam entre si, permitindo assim sintetizá-los. Foram então criados os modelos propostos no presente estudo, com recurso a um total de 130 indicadores, dos quais cerca de 75,4% advêm da análise financeira ou de estudos anteriores (prática que, como descrito, é a mais comumente usada), 11,5% contêm variáveis macroeconómicas e os restantes são então os novos indicadores, criados através da combinação de várias rubricas das “Demonstrações Financeiras”.

As formulações obtidas, apresentadas na secção 5.2. (Funções Derivadas), agregam na sua composição 23 indicadores diferentes, dos quais 17,4% incluem uma variável macroeconómica e 78% provêm do *cluster* identificado como sendo de modelos anteriores ou de utilização na análise financeira, sendo o remanescente relativo a um único rácio cuja utilização anterior não havia até ao momento sido identificada.

Deste modo, dos indicadores selecionados para comporem as formulações obtidas, 21,7% advêm da inclusão de informação macroeconómica ou da combinação de várias rubricas das Demonstrações Financeiras, sendo assim identificados como novos indicadores.

Adicionalmente há que sublinhar que os indicadores que se destacam dos demais são

$$(R131 = \frac{\text{Volume de Negócios do Sector m€ (VNS m€)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}, \quad (R958 = \frac{\text{Activo Intangível (AI)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}) \text{ e}$$

$$(R1405 = \frac{\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Capital Social (CS)}}{\text{Passivo Total (PT)}}) \text{ surgindo cada um em dois modelos e que o}$$

$$(R2002 = \frac{\text{Resultado Líquido (RL)} - \text{Activo Corrente (AC)} + \text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}) \text{ e } (R1997 =$$

$$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Activo Total (AT)}}) \text{ se encontram presentes em todos, excepção feita}$$

para algumas das formulações derivadas sob amostras de empresas portuguesas.

Essa excepcionalidade, no caso do R1997, ocorre no modelo tradicional (Portugal_VPC) e no R2002 na formulação que recorre ao critério legal para separação das empresas (Portugal_PCL), sendo que ambos os indicadores se encontram ausentes da função que separa as entidades saudáveis das demais com recurso ao novo ponto de corte (Portugal_NPC).

Iniciando a validação da questão, uma vez que, como se descreveu, é possível incluir indicadores contabilísticos e/ou macroeconómicos, diferentes dos comumente utilizados.

A presente investigação visa mais do que a simples identificação de novos indicadores com poder explicativo para a previsão da falência empresarial, propondo-se fazê-lo de forma a melhorar a *performance* dos modelos, quer no que concerne à aplicação imediata como na capacidade de previsão com antecipação tão maior quanto possível, ou seja, na resiliência temporal da sua capacidade predictiva.

No âmbito do descrito, há a destacar que, conforme se apresenta no Quadro 7 (Resumo da Eficiência Média e Erros dos Modelos Gerados, p. 147), globalmente os modelos criados demonstram uma eficiência de classificação superior à obtida na aplicação de outras formulações, consideradas como adequadas para os ambientes em estudo, bem como uma maior resiliência na manutenção da capacidade de previsão ao afastarmo-nos do momento da falência.

Deste modo, conclui-se então que sim, pelo trabalho desenvolvido na investigação que se apresenta, é possível contribuir para a melhoria da *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial.

Como exposto é de concluir que é possível incluir indicadores contabilísticos e/ou macroeconómicos, diferentes dos comumente utilizados, contribuindo para a melhoria da *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial.

PDI2 – Nos modelos monossectoriais, a inclusão de empresas de mais de um país na amostra melhora a *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial?

Como descrito na secção 3.3. (Análise Discriminante em Detalhe), todos os modelos, entre várias sensibilidades, independentemente da técnica que empregarem, estarão naturalmente fortemente dependentes das características da amostra utilizada na sua construção, havendo entre essas a destacar, como principais, a proveniência geográfica e os sectores de actividade das entidades a utilizar na análise.

Relativamente a essa segunda característica e de forma genérica, como apresentado na subsecção 3.4.1. (Distribuição Geográfica e Sectorial), é possível dividir os modelos observados em dois grandes grupos.

Os criados com recurso a empresas de um sector específico (monossectoriais) e aqueles que recorreram a entidades com diversas actividades económicas (multisectoriais) que dentro dos modelos que analisámos no nosso estudo correspondem a 73% e 37%, respectivamente.

Quanto à proveniência geográfica, que também é descrita na subsecção 3.4.1. (Distribuição Geográfica e Sectorial), dizem-nos ainda, entre outros, Mallinguh e Zéman (2020, p. 171) que “*most of the articles focused on one specific country*” bem como Tomczak e Staszkiwicz (2020, p. 7) que “*cross-country validation [...] is infrequent [...] [and] [...] most bankruptcy prediction models are built for local purpose*”.

Procurou-se então observar o efeito que a inclusão na amostra utilizada para a derivação dos modelos de mais que um país produziria sob a *performance* dessas formulações.

Esta foi validada via comparação com a sua própria amostra de teste, como se apresenta na subsecção 5.3.1. (*Hold-out Sample* e Estabilidade), bem como com a formulação desenvolvida por Altman (1983) e ainda com as que haviam sido consideradas como eficientes para cada um dos sectores em estudo e que, além disso, haviam sido

construídas com recurso a empresas de um só país, que se apresentaram na secção 4.7. (Modelos para Teste de Eficiência das Funções a Gerar).

Deste modo, mantendo então a monossectorialidade dos modelos, como se apresenta na subsecção 5.2.1.2. (Modelos Sectoriais) para cada uma das secções CAE em estudo (C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), procurámos, com recurso a uma amostra plurinacional (incluindo empresas portuguesas, francesas e romenas), derivar as respectivas funções discriminantes.

Nos testes efectuados foi possível observar, que quer na Secção CAE C (Indústrias Transformadoras;) como F (Construção), os modelos gerados apresentam melhores *performances*, quer na validação na sua *Hold-out Sample*, descrita nas Tabelas 40 (Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE C, p. 135) e 41 (Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC CAE F, p. 135) da subsecção 5.3.1.1. (Velho Ponto de Corte (VPC)), como na comparação com as formulações tidas como eficientes para cada um dos sectores analisados, apresentadas anteriormente nos Gráficos 15 (*Performance Comparada de Modelos: VPC CAE C*, Altman (1983) e Monelos, Sanchez e Lopez (2011), p. 140) e 16 (*Performance Comparada de Modelos: VPC CAE F*, Altman (1983) e Carvalho das Neves e Silva (1998)) em 5.3.2.1. (Velho Ponto de Corte (VPC)).

No caso do modelo criado para a Secção CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos), esta apresenta-se como mais eficiente a um ano de distância do momento da falência empresarial, não se observando o mesmo nos remanescentes horizontes temporais, como ilustra o Gráfico 17 (*Performance Comparada Modelos: VPC CAE G*, Altman (1983) e Lizarraga (1998), p. 141).

Acresce que, com o passar do tempo e à medida que nos afastamos do momento da falência, todos os modelos, independentemente das técnicas e amostras que utilizem, fruto desse distanciamento, vão perdendo alguma da sua capacidade predictiva, algo que, conforme se observa na literatura, entre outros motivos, encontra as primeiras dificuldades nos condicionantes contabilísticos e no atraso do efectivo reconhecimento da falência.

Há a sublinhar ainda que, os modelos construídos no presente estudo apresentam, na sua globalidade, uma melhor capacidade de classificação correcta de empresas, resumida no Quadro 7 (Resumo da Eficiência Média e Erros dos Modelos Gerados, p. 147).

Estes, descrevem ainda uma maior capacidade de resiliência temporal, ou seja, ainda que com o passar do tempo vão também perdendo capacidade de previsão, esta perda é

inferior à observada noutros modelos, tidos como relevantes para cada um dos sectores em estudo.

Destaque novamente para a formulação derivada para a Secção CAE G (Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos) que apresenta uma perda de eficiência mais acentuada, que os modelos utilizados para sua comparação, todavia detendo uma relevante capacidade de classificação global (70%), esta descreve uma eficiência média cinco pontos percentuais abaixo da função de Altman (1983), a melhor classificada.

Assim, responde-se então à questão colocada, indicando que a inclusão de mais do que um país na amostra, na maioria das situações testadas, melhora a *performance* dos modelos monosectoriais de previsão de falência empresarial, quer via uma maior capacidade de classificação correcta das empresas em análise, quer possibilitando ao modelo maior resiliência à sua sensibilidade temporal.

PDI3 – Nos modelos multisectoriais, a inclusão de empresas de mais do que um país na amostra melhora a *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial?

Como descrito na secção 3.4. (Os Modelos Analisados) tomando por referência a totalidade dos modelos recolhidos e analisados, a tipologia que mais frequentemente é construída pelos investigadores é a multisectorial. Em 36% dos modelos por nós estudados, os autores apresentam como tendo recorrido a empresas de mais de um sector para a construção das suas amostras.

Outros, todavia, não descrevem concretamente a indústria de onde provêm as empresas utilizadas para derivação dos seus modelos, referindo apenas como sendo “industriais”, o que conduziu a considerá-los também como sendo não sectorialmente específicos aquando da construção da Tabela 46 (Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos, p. 199), Apêndice A. No global estes representam um total de 79 modelos, ou seja 64% do global dos estudados.

A esta característica há a acrescer que, através da revisão da literatura, concluímos igualmente o que Mallinguh e Zéman (2020, p. 172) resumem na sua investigação, quando descrevem que “*the focus [of the studies] was predominately on a "single country" with few studies analyzing the issue from a global or economic block perspective*”.

Adicionalmente, quanto a esta problemática, indicam-nos ainda Tomczak e Staszkiwicz (2020, p. 1) que

the estimated model based on one economy is not necessarily applicable to other economies. [...] Our results indicated an existing gap in cross-economy validation of existing manufacturing models

Nesse sentido, procurou-se colmatar essa lacuna através da construção de um modelo que, além de multissetorial, tivesse a potencialidade de aplicação a mais de um país, por ter sido criado com recurso a uma amostra incluindo vários países, logo mais alargada e diferencial das comumente observadas.

Deste modo, mantendo a multissetorialidade do modelo, como se apresenta na subsecção 5.2.1.3. (Modelo Global) recorrendo às secções CAE em estudo (C - Indústrias Transformadoras; F - Construção; G - Comércio por Grosso e a Retalho, Reparação de Veículos Automóveis e Motociclos) procurámos, com uma amostra plurinacional (incluindo empresas portuguesas, francesas e romenas) derivar a respectiva função discriminante.

Como apresentado na Tabela 27 (Descritivo das Amostras VPC: Global, p. 108), sublinha-se que a plurinacionalidade e plurissetorialidade da amostra possibilitou a construção do modelo com um número de empresas mais alargado, quer na amostra de treino como na de teste.

Nos testes efectuados observou-se que o modelo gerado descreve uma *performance* superior quer na validação com a sua *Hold-out Sample*, apresentada na Tabela 43 (Eficiência da Função Derivada: Amostra VPC Global, p. 136), como na comparação com as formulações desenvolvidas por Altman (1986) e por Alaminos et al. (2016), esta última para uma amostra europeia, apresentada no Gráfico 18 (*Performance Comparada Modelos: VPC Global, Altman (1983) e Fernandez-Gaméz e Alaminos (2016) (Europa)*, p. 142), escolhidas para teste da sua capacidade de classificação.

No que concerne à manutenção temporal da capacidade de previsão, o modelo criado para a globalidade dos sectores e nacionalidades estudadas apresenta uma maior resiliência da capacidade de classificação de empresas que os desenvolvidos por Altman (1986) e Alaminos et al. (2016), ou seja, ainda que vá perdendo capacidade de previsão, esta é menos expressiva que a observada nos modelos seleccionados como comparáveis.

Respondendo à questão colocada, conclui-se que a inclusão de vários países na amostra melhora a *performance* dos modelos multissetoriais de previsão de falência, quer via

melhoria da capacidade de classificação, como possibilitando uma maior resiliência à sensibilidade temporal.

PDI4 – A segmentação da amostra em estudo, baseada num critério de materialidade em substituição dos tradicionais (que recorrem a valores absolutos ou a critérios legais) melhora a performance do modelo de previsão de falência empresarial?

Conforme indicam Bhutta e Regupathi (2020, p. 4) “[in] *Bankruptcy prediction is necessary to separate companies which can fulfill their future financial obligations from those that are unable to [do so]*” para que deste modo, qualquer que seja a técnica a empregar na construção do modelo, esta possa, da forma mais eficiente possível, discriminar essas empresas permitindo a identificação das que se encontrem em dificuldades.

Efectivamente, o primaz da construção dos modelos de antecipação da posição económico-financeira das empresas tem como passo elementar e primeiro a separação das empresas saudáveis das demais.

Indicam-nos Veganzones e Severin (2020, p. 3) que

No universal accepted definition exists, and corporate failure has been studied from various perspectives (e.g. juridical, economic, financial, econometric) [...] so the criterion to discriminate between firms [...] depends entirely on the author's concept of financial distress.

De facto, por tradição, na construção das amostras a utilizar para a derivação das funções, geralmente as empresas são separadas entre saudáveis e falidas com recurso a um de dois critérios.

Um deles baseado na informação financeira ou contabilística, decorrente de a empresa ter ou não “Capital Próprio” ou, por outras palavras, este último ser ou não superior a zero e outro decorrente da situação legal da entidade, ou seja, se esta se apresentou à falência, encerrou portas, foi dissolvida voluntária ou judicialmente.

Independentemente do critério seleccionado para a separação das empresas, é utilizada informação proveniente das “Demonstrações Financeiras” para a construção da informação de base que permitirá à técnica empregar procurar os sinais de dificuldades financeiras ou de algum modo antecipá-las.

Surgem algumas dificuldades na relação entre as características dos dados obtidos e a classificação que a empresa obteve (saudável ou falida) em ambas as formas de separação das empresas.

No tocante ao critério de base contabilística, a sua limitação é facilmente perceptível, uma vez que uma empresa, independentemente das suas características específicas, apresentando um “Capital Próprio” de 0,01 € terá a sua saúde financeira tão fragilizada quanto a que tenha 0 € ou -0,01 €, todavia a do primeiro caso faria parte da amostra de empresas saudáveis e as restantes da de entidades falidas.

Relativamente ao critério de base legal, também as suas incoerências de classificação são identificáveis sem dificuldade uma vez que as entidades são classificadas como pertencentes a um grupo ou a outro decorrente da sua situação legal independentemente do estado financeiro das suas contas.

Essa circunstância poderá levar, por exemplo, a incluir na amostra de empresas classificadas como falidas entidades que ainda que tivessem uma posição económico-financeira estável encerram a sua actividade, foram liquidadas ou dissolvidas, por decisão dos seus detentores de capital decorrente de qualquer outro motivo que não as dificuldades neste campo.

De igual modo, da amostra das empresas tidas como saudáveis poderão vir a fazer parte entidades que não reúnem qualquer condição de subsistência económico-financeira, todavia continuam activas e a laborar.

Dadas as dificuldades e limitações descritas, e sendo o objectivo primário desta separação o possibilitar à técnica a aplicar a melhor pré-classificação possível das entidades sob estudo, pareceu legítimo, no âmbito deste estudo, a busca de um critério diferente para tal.

A fim de que esse não fosse simplesmente baseado numa classificação jurídica ou valor absoluto, mas sim num relativo, onde se pudesse verificar não existência da entidade em actividade ou de “Capital Próprio”, mas, em vez disso, a relevância deste, ou seja, a sua materialidade.

Foi avaliado então o impacto, na eficiência dos modelos de previsão de falência, da utilização da materialidade como critério de separação das empresas no respeitante à sua saúde financeira, procurando identificar um potencial Novo Ponto de Corte (NPC).

Com recurso às *rule of thumb* apresentadas na Tabela 1 (Pontos de Corte para a Materialidade, p. 30) a fim de incluir o contributo de todos os autores nela presentes, foi utilizado para critério de ponto de separação a média do identificado relativamente à materialidade do “Capital Próprio” no total de “Balanço”.

Com o emprego do critério descrito foram classificadas como falidas as entidades que apresentam um total dos capitais próprios inferior a 1,2% do “Activo Total” ou seja, cujo

“Capital Próprio” era materialmente irrelevante em comparação ao global do “Balanço” da entidade.

Assim, aplicando esse critério às empresas portuguesas foi obtida a composição da amostra apresentada na Tabela 29 (Descritivo das Amostras NPC: Portugal, p. 109) cuja derivação originou a função apresentada na Equação 21 (Detalhe da Função Derivada: Amostra NPC Portugal, p. 99).

A fim de testar a capacidade de classificação correcta desta formulação, tal como as restantes, derivadas para as empresas portuguesas em estudo, a mesma foi sujeita à comparação com as que na literatura se apresentaram como eficientes para essas entidades, como apresentado no Gráfico 20 (*Performance Comparada Modelos: NPC Portugal*, Altman (1983) e Carvalho das Neves (2012), p. 144).

Como resultado foi possível observar uma *performance* superior do modelo em análise, havendo a sublinhar, em particular, uma maior resiliência temporal, observada à medida que nos afastamos do momento da falência.

Além desta análise, a fim de procurar demonstrar o efectivo potencial deste novo ponto de separação das empresas em estudo na derivação dos modelos, procedeu-se ainda à comparação da *performance* obtida por todas as formulações elaboradas no presente estudo para as empresas portuguesas quando aplicadas à mesma amostra.

Selecionando assim a amostra de empresas portuguesas separadas com recurso ao ponto de corte contabilístico mais tradicional (Portugal_VPC: “Capital Próprio” inferior a zero) apresentada na Tabela 23 (Descritivo das Amostras VPC: Portugal, p. 106), à qual foram aplicadas então as formulações presentes nas Equações 9 (Detalhe da Função Derivada: Amostra VPC Portugal, p. 112), 14 (Detalhe da Função Derivada: Amostra PLC Portugal, p. 116) e 15 (Detalhe da Função Derivada: Amostra NPC Portugal, p. 121) cujos resultados se apresentam no Gráfico 21 (*Performance Comparada Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL*, p. 145) a fim de realizar o teste sobre as condições mais exigentes possíveis.

Como resultado observa-se a superioridade da formulação que utiliza o critério de materialidade para separação das empresas saudáveis das demais. Igualando a capacidade média da formulação mais tradicional, apresenta uma maior capacidade de classificação correcta das entidades quer a um como a quatro anos de distância do momento da falência empresarial.

Em períodos intermédios, a dois e três anos de distância, ainda que apresente neste teste uma capacidade média de classificação de 79%, esta encontra-se ligeiramente inferior (em média seis pontos percentuais) à observada no modelo Portugal_VPC.

Há, todavia, a ressaltar que esta eficácia inferior é devida a um nível de prudência adicional que se pode identificar no modelo com o novo ponto de separação, Gráficos 22 (*Performance Comparada: Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL – Falidas*, p. 146) e 23 (*Performance Comparada: Modelos Portugal: VPC Vs NPC Vs PCL – Não Falidas*, p. 146), na medida em que no que concerne à correcta classificação de empresas falidas este apresenta um erro de Tipo I, considerado como o mais preocupante, em média três pontos percentuais inferior.

Respondendo assim à questão que se colocou, foi possível verificar que, a segmentação da amostra em estudo, baseada num critério de materialidade, em substituição de um que recorra a valores absolutos ou a critérios legais, melhora a *performance* do modelo de previsão de falência empresarial.

6.3. RESPOSTA À PERGUNTA DE PARTIDA DA INVESTIGAÇÃO

Encontrando-se concluída a resposta às perguntas derivadas de investigação da presente tese, centramo-nos neste subcapítulo na pergunta de partida inicialmente formulada.

PP – Na previsão de falência, os modelos baseados em regressão logística binária têm melhor desempenho do que os que recorrem à análise discriminante?

A questão formulada como pergunta de partida decorre do que foi observado na literatura o que, para muitos outros investigadores, pode ser apelidado do “fim do arco-íris”, no que concerne à investigação sobre a saúde e *performance* empresariais.

Em suma, a busca por instrumentos, melhores, mais eficientes e dos quais se consiga extrair o maior e mais exacto volume de informação possível.

Iniciou-se então pela selecção de uma técnica estatística que se apresentasse sujeita a menores limitações, além de ser especificamente adaptada à modelação de eventos que se apresentam na sua essência binários (empresarialmente falida ou saudável), sendo que para tal foi seleccionada a Regressão Logística Binária.

Através do emprego dessa técnica procurou-se assim, com o presente estudo, confrontar as formulações obtidas com as consideradas como mais relevantes pela literatura, que tradicionalmente utilizam como técnica de regressão a análise discriminante.

O estudo encontra-se centrado então em três das principais problemáticas da construção dos modelos de previsão da saúde empresarial: os indicadores que os compõem, as características da informação utilizada e a forma de separar *ex-ante* as empresas saudáveis das demais.

No que concerne então aos indicadores a utilizar, tal como discutido na primeira pergunta derivada de investigação, é prática na elaboração de modelos de previsão de falência empresarial a construção prévia do grupo de rácios a seleccionar via recolha dos que surjam como sendo tradicionalmente os mais empregues por profissionais na análise financeira de empresas ou que tenham anteriormente sido utilizados por autores de referência na literatura.

Ainda que ambos os critérios tenham méritos apresentam igualmente limitações. Procurando colmatá-las, efectuou-se inicialmente a construção do grupo de indicadores para seleção com recurso a ambas as técnicas obtendo um alargado número de elementos.

Fomos ainda para lá disso, na senda de melhores previsores, além dos recolhidos, combinámos também as várias rubricas das “Demonstrações Financeiras” bem como informação “Macroeconómica” a fim de construir o grupo de indicadores de partida, da forma mais alargada e isenta possível.

Relativamente à proveniência da informação utilizada, conforme discutido nas perguntas de investigação dois e três, além de nem sempre ser identificável na literatura o claro cuidado pela utilização de dados de empresas sujeitas a auditoria ou certificação legal de contas, o que à partida trará uma qualidade adicional à mesma, na quase exclusividade dos casos os autores recorreram a informação financeira proveniente de empresas de um só país.

As funções derivadas apresentam-se normalmente em dois formatos: monosectoriais ou multisectoriais. Muitas vezes surgem identificadas como sendo “industriais” sem ser possível identificar a que “indústria” efectivamente pertencem as empresas que foram utilizadas para as derivar e como tal deixando a dúvida sob em qual dos grupos anteriores devem ser integrados.

Tendo presente o descrito por Alaminos et al. (2016, p.1) quando nos indica que

globalization [...] brought [...] the homogenization of the financial behavior of companies [...] resulted in a new area of research, given the need to create models to predict bankruptcy, not just for a given country but to [...] the same geographical setting.

Procurou-se então verificar a utilidade, no que concerne à eficiência de classificação, para cada uma destas tipologias de modelos da integração nas suas amostras de empresas que, ainda que apresentassem as mesmas particularidades, proviessem de países diferentes mas com uma principal característica geográfica em comum: a Zona Euro.

Assim, além de Portugal, foi selecionado um país que fizesse parte desta (França), bem como um outro que se encontrasse a fazer o caminho de convergência para a mesma (Roménia).

Acresce ainda a problemática do balanceamento da amostra entre empresas saudáveis e falidas. Naturalmente na economia encontram-se muitos mais casos das primeiras do que das segundas, todavia, de um modelo que procure retratar a economia como um todo será potencialmente esperada pouca eficácia quando aplicada a casos específicos.

As técnicas estatísticas utilizadas vão procurar se a empresa sob escrutínio será mais semelhante ao grupo A ou B, sendo que a maioria dos autores utiliza amostras balanceadas, ou seja, com aproximadamente o mesmo número de empresas saudáveis e falidas como base para a derivação das suas formulações.

Tendo então estes atributos por base, a utilização de mais do que um país nas amostras dos modelos permite identificar um número mais alargado de casos, dando assim melhores condições de construção ao modelo, mantendo as amostras balanceadas.

Por fim, foram também observadas as formas de separar *ex-ante* as empresas saudáveis das demais.

Não se observando na literatura um consenso quanto à definição de falência empresarial.

Conforme descrito, foi possível concluir que na sua globalidade os autores normalmente escolhem, discricionariamente entre dois critérios: um de base contabilística (“Capital Próprio” inferior a zero) e outro de cariz legal (decorrendo de a empresa ter encerrado voluntária ou judicialmente e como tal se encontrar ou não activa).

Apresentando ambos notórias limitações, no caso do primeiro o facto de estar assente num valor absoluto, desconsiderando a dimensão empresarial além da relevância deste para a mesma, e no segundo o basear-se num critério de classificação jurídica ignorando por completo a situação financeira da entidade.

Deste modo analisou-se o efeito da utilização de um critério de separação, de empresas saudáveis das demais, diferencial e que colmatasse as limitações anteriormente levantadas focado na relevância do “Capital Próprio” no global da empresa (“Activo Total”).

Assim, o considerar destas três principais problemáticas levou, com recurso à técnica de Regressão Logística Binária, à construção de vários modelos, tendo com eles sido possível concluir que:

- sim, é possível incluir indicadores contabilísticos e/ou macroeconómicos, diferentes dos comumente utilizados, contribuindo para a melhoria da *performance* dos modelos de previsão de falência empresarial.
- sim, a inclusão de mais de um país na amostra, na sua maioria, melhora a *performance* dos modelos monossetoriais de previsão de falência empresarial, quer via maior capacidade de classificação correcta das empresas sobre análise, como possibilitando ao modelo maior resiliência à sua sensibilidade temporal.
- sim, a inclusão de mais de um país na amostra melhora a *performance* dos modelos multissetoriais de previsão de falência, quer via maior capacidade de classificação correcta das empresas sobre análise, como possibilitando uma maior resiliência à sua sensibilidade temporal.
- sim, a segmentação da amostra em estudo, baseada num critério de materialidade em substituição de um que recorra a valores absolutos ou a critérios legais, melhora a *performance* do modelo de previsão de falência empresarial.

Deste modo, conclui-se assim que sim, na previsão de falência empresarial, os modelos baseados em Regressão Logística Binária, têm melhor desempenho do que os que recorrem à análise discriminante.

6.4. CONCLUSÕES GERAIS

Considerando os objetivos definidos foi obtido um conjunto de conclusões decorrentes, da análise e revisão teórica da literatura, bem como da análise da eficiência dos modelos no presente documento.

Observou-se que na literatura não se verificava consenso na definição da terminologia utilizada para o que se apresenta como “falência empresarial”, ainda assim é naturalmente

inaferível da maioria dos autores o facto de consistir na dificuldade da empresa em prosseguir a sua actividade, ou seja, na limitação da sua continuidade.

Para a observação e antecipação dessa limitação ou quebra é ímpar o contributo da análise de balanços ou, por outras palavras, análise-económico financeira, quer via as suas técnicas mais elementares como mais elaboradas.

Esta, como qualquer outro instrumento, será tão boa quanto melhor a informação que utilizar, tendo os sistemas de prestação de contas e o escrutínio destas evoluído ao longo dos anos nesse sentido, procurando prestar informações internacionalmente consistentes e normalizadas, permitindo a transnacionalidade da tomada de decisão nelas baseada.

Com a evolução da vida económica e após os estudos de Beaver (1966) terem demonstrado a capacidade de os indicadores económico-financeiros distinguirem as empresas saudáveis das demais surge a busca pela leitura crítica de balanços de forma cada vez mais eficiente.

Nas primeiras técnicas a serem aplicadas na busca por rácios mais eficientes encontramos os estudos de Altman (1968) com a Regressão Linear, observados inquestionavelmente como ponto de viragem no emprego de técnicas estatísticas para a antecipação dos problemas com a saúde empresarial.

O processo inicia-se com a separação prévia das empresas entre saudáveis e falidas para posteriormente se poder validar a capacidade do modelo em replicar essa separação.

Para realizar essa separação, commumente, surgem dois critérios, um assente na continuidade ou não da empresa em actividade e outro na existência ou não de capitais dos sócios na entidade, uma vez que o acumular de *performances* negativas fará com que estes se consumam.

A validação ocorre então quer pela aplicação do modelo obtido às empresas usadas como base para a sua criação (*in-sample*) ou a outras, semelhantes às primeiras, reservadas exclusivamente para tal (*out-sample*).

Tendo primeiro surgido estudos multissetoriais, estes foram evoluindo, discutindo as sensibilidades na análise das características específicas de cada sector. Ainda que se continue nos dias de hoje a observar o predomínio dos primeiros, acrescentando que ainda que existam estudos para as mais variadas geografias que normalmente se encontram focados num só país.

Esta pesquisa levou à análise da potencialidade de rácios construídos com informação proveniente das mais variadas fontes, financeiras e não financeiras.

Indica, todavia, Trigueiros (2019) que, ainda assim, muitas vezes, os autores se limitam a criar os seus modelos a partir de indicadores de estudos anteriores não considerando o potencial que novas variáveis ou a selecção através de uma técnica estatística poderiam aportar à discussão desta problemática.

Com o passar dos anos e o desenvolvimento da investigação, várias técnicas surgidas com a evolução tecnológica, mais elaboradas e complexas, foram sendo aplicadas a esta problemática.

Estas, nem sempre mais eficientes, fizeram com que continuassem a sobressair as técnicas estatísticas de regressão que têm igualmente evoluído, procurando suplantar as suas próprias limitações e exigências, surgindo assim entre elas a Regressão Logística, menos exigente em requisitos do que o que ocorria com a Regressão Linear.

Procurou-se então cumprir as melhores práticas, respeitando os cânones históricos da investigação na temática da falência empresarial, mas sem deixar de trilhar novos caminhos, possibilitando a observação de realidades que permitissem discutir as limitações ainda existentes.

Desse modo, recolhidos indicadores, quer através da observação de estudos anteriores como através da combinação de informações das mais variadas fontes.

Destes, os seleccionados, foram estatisticamente escolhidos pela sua relação com o evento a prever, procurando expurgar, tanto quanto possível, o efeito da opinião do analista desta fase preliminar de decisão.

Tendo estudado os sectores - secções CAE, da economia portuguesa – procurou-se identificar os que apresentavam menor volatilidade nos indicadores estudados, a fim de dar aos modelos as melhores condições possíveis para gerar funções mais eficazes de âmbito mono e multisectorial.

Procurando estudar também a transnacionalidade das formulações, recolheu-se então a informação de entidades desses mesmos sectores, mas registadas em dois outros países que, de igual modo, se submetessem ao escrutínio dos normativos europeus.

A fim de discutir igualmente a problemática do critério de separação das entidades sob estudo, além de terem sido aplicados os mais tradicionais e observados na literatura, foi também explorada a potencialidade do contributo do conceito de materialidade para esta problemática.

Foi seleccionada a Regressão Logística Binária como técnica a aplicar para derivar os modelos, pelas suas características particulares, ou seja, por esta se encontrar sujeita a

menores limitações que a Regressão Linear, bem como com a relação com o evento a modelar, por este ser discreto e por, em particular, a situação financeira da entidade apenas poder assumir duas posições, saudável ou não.

Por fim, para teste adicional aos modelos elaborados recolhemos ainda os que na literatura se apresentavam como mais eficientes para cada uma das realidades a modelar, tendo posteriormente confrontado os resultados obtidos com a eficiência desses modelos.

Observou-se também, na questão da multissectorialidade e monossectorialidade, de forma global, o incremento de qualidade da eficiência dos modelos pela utilização dessa técnica, bem como o emprego da mesma sob uma amostra plurinacional.

Igualmente, no estudo dos critérios para separação das entidades, foi demonstrado que para uma amostra multissectorial de empresas portuguesas, se revela a materialidade do “Capital Próprio” em relação ao investimento total da entidade de relevância acrescida, na separação *ex-ante* das entidades a incluir na derivação dos modelos, em substituição dos tradicionais critérios contabilísticos ou legais.

6.5. LIMITAÇÕES DA INVESTIGAÇÃO

Ao longo da investigação foram surgindo algumas limitações que se procuram ultrapassar, recorrendo às melhores práticas identificadas na literatura.

De entre elas há que destacar a inexistência ou indisponibilidade de informação consistente numa só base de dados, pelo que houve necessidade de recorrer a múltiplas fontes, o que traz a inerente necessidade de compatibilização e uniformização de todos os dados obtidos.

No que concerne à forma de determinação do efectivo valor a atribuir à materialidade, foi utilizado, por uma questão de razoabilidade, o ponto médio dos que foram identificados na literatura, relativamente à relação entre o total dos capitais próprios e do “Balanço”, todavia tratando-se de uma média simples poderá sujeitar-se aos enviesamentos que lhe são naturais.

Foi tido como critério de confiança na informação financeira simplesmente o facto da empresa ser sujeita a Certificação Legal de Contas, todavia não foi possível despistar práticas de contabilidade criativa e fazer os ajustamentos potenciais à informação contabilística que poderiam ser necessários.

Dessa informação, foi possível verificar que muitas foram as vezes em que os dados disponíveis apenas existiam de forma agregada, dificultando a identificação de rubricas de “Demonstrações Financeiras” mais pormenorizadas, com potencial de capacidade discriminante.

Ainda associado à informação recolhida, há a indicar que houve necessidade de reconversão dos dados financeiros recolhidos fruto de provirem de empresas com nacionalidades diferente, apesar da existência de normalização contabilística europeia.

Por fim, quanto à classificação empresarial, foram indiscriminadamente utilizadas informações de empresas com dimensão superior a “Pequena Empresa”, fruto de, conforme identificado, a partir dessa barreira as mesmas serem, na globalidade dos países em estudo, sujeitas a Certificação Legal de Contas.

6.6. PERSPECTIVAS FUTURAS

A investigação sobre a temática da falência empresarial, ainda que já com vários anos decorridos, encontra ainda caminhos amplos para a sua expansão e desenvolvimento, quer pela constante mutação da realidade económico-social como pelo desenvolvimento de novos negócios com as respectivas especificidades.

No que concerne à composição das amostras a utilizar na construção dos modelos, os caminhos futuros que observamos para estudo de continuidade do ora desenvolvido poderá passar por um maior foco na dimensão das empresas, a busca pela observação dos efeitos aqui observados noutros sectores de actividade bem como noutras geografias e assim ir construindo o estudo para a globalidade da economia Mundial.

Poderá também seguir-se a análise do efectivo valor acrescentado da utilização de amostras balanceadas ou não, para a *performance* dos modelos ou, por outras palavras, que incluam o mesmo número de empresas ou reúnam o máximo de informação disponível fazendo com que incluam um maior número de um tipo de casos, saudáveis, que de outro, falidas.

Ainda na investigação quanto às amostras, em particular na forma de separação das empresas saudáveis das demais, dar continuidade ao estudo do efeito da utilização do critério de materialidade como critério de separação numa modelação plurinacional, a fim de verificar a existência do mesmo ganho de eficiência observado na utilização na separação da amostra de empresas portuguesas.

No caso particular da continuidade desta análise no tecido empresarial português, passa pela validação dos mesmos resultados para outros níveis de materialidade dos capitais próprios, como caso do descrito pelo Artigo 35º do CSC, bem como para com a existência de resultados sustentáveis ou para a criação de valor.

Há que continuar a exploração da possibilidade de utilização de variáveis para além das mais comumente utilizadas, construídas sob a forma de rácio, possibilitando a identificação, quer de componentes macroeconómicas qualitativas, de valor económico ou fiscal (como por exemplo carga efectiva de imposto empresarial), a fim de possibilitar a identificação de outras rubricas com potencial capacidade discriminante.

Além dessas, apesar de existir já alguma investigação, há ainda que explorar a utilização de variáveis intermutáveis ou *dummies*, cuja inclusão permita a construção de formulações utilizáveis de forma eficiente nos paradigmas da transsectorialidade e transnacionalidade.

No que concerne à utilização dos modelos de previsão de falência empresarial, há que reconhecer que normalmente são aplicados, quase exclusivamente, na identificação por entidades do sector financeiro da capacidade creditícia da entidade sob estudo.

Assim, há ainda caminho a fazer para que os mesmos se difundam com maior profundidade nos *stakeholders* como potenciais utilizadores, chamando as ordens profissionais portuguesas a potenciar a divulgação e utilização deste tipo de técnicas, quer numa óptica interna de diagnóstico da posição da entidade, em operações de reestruturação ou optimização empresarial, bem como na validação do pressuposto da continuidade.

6.7. FECHO

Esta investigação pretende ser um contributo para o conhecimento associado à análise económico-financeira, às suas melhores práticas e, em particular, à divulgação de informação acerca da falência empresarial, à sua previsão e antecipação, proporcionando conhecimento, que quer técnicos como investigadores, possam ter à sua disposição.

Outro aspeto merecedor da consideração relaciona-se com a contribuição para a reflexão que importa realizar sobre o que deve ser entendido por falência empresarial, os seus conceitos, terminologias, bem como a respectiva a destrição.

Por último, o ganho de *performance* nas funções, com a utilização de um critério diferente para separação das empresas nas amostras iniciais, associado ao conceito de

materialidade, sublinha a relevância da investigação cruzada desta temática com a da previsão da falência empresarial, permitindo potenciar a utilidade e utilização dos modelos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGARWAL, V., TAFFLER, R. J. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking and Finance*, 32(8) 1541–1551.
- AHN, H e KIM, K (2009). Bankruptcy prediction modeling with hybrid case-based reasoning and genetic algorithms approach, *Applied Soft Computing*, 9(2) 599–607.
- ALAKA, H. A., OYEDELE, L., OWOLABI, H. A., KUMAR, V., AJAYI, S. O., AKINADE, O., BILAL, M. (2018). Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards A Framework for Tool Selection. *Expert Systems with Applications*, 94 164–184.
- ALAMINOS, D., del CASTILLO, A., FERNÁNDEZ, M. A. (2016). A Global Model for Bankruptcy Prediction. *PLos One*, 11(11) 1-18.
- ALMEIDA, L. C. C. (2011). Os pilares de uma auditoria financeira. (Relatório de Estágio do Mestrado em Gestão), Faculdade de Economia da Universidade de Coimbra.
- ALMEIDA, R. M. P., DIAS, A. I., ALBUQUERQUE, F., CARVALHO, F. P. M., PINHEIRO, P. M. B. (2010). *SNC Explicado*. ATF Edições Técnicas ISBN 9789899641235.
- ALTMAN, E. I. (1968). Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 22 589–610.
- ALTMAN E. I. (1983). *Corporate Financial Distress*. Wiley Interscience. ISBN: 0471087076.
- ALTMAN, E. I. (1984). The Success of Business Failure Prediction Models. *Journal of Banking and Finance*, 8 171–198.
- ALTMAN, E. I. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting & Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*. John Wiley & Sons.
- ALTMAN, E. I., BAIDYA, T., DIAS, L. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas. *Revista de Administração de Empresas*, 19(1) 17–28.
- ALTMAN, E. I., HOTCHKISS, E. (2011). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: Predict and Avoid Bankruptcy, Analyze and Invest in Distressed Debt*. ISBN 978047169189.

- ALTMAN, E. I., IWANICZ-DROZDOWSKA, M., LAITINEN, E. K., SUVAS, A (2017). *Distressed Firm and Bankruptcy Prediction in an International Context: A Review and Empirical Analysis of Altman's Z-Score Model*. Recuperado em 15 de Março de 2017, de: <https://ssrn.com/abstract=2536340>.
- ALTMAN, E. I., MARCO, G. VARETTO, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3).
- ALVES, C. C. (2003). *Gráficos de controle CUSUM: um enfoque dinâmico para a análise estatística de processos*. (Dissertação Mestrado em Engenharia de Produção) Centro Tecnológico, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis.
- ALVES, J. J. S. (2015). *Princípios e Prática de Auditoria e Revisão de Contas*. Edições Silabo.
- ANTÃO, M. A. G. (2010). *Desenvolvimento de Procedimentos Analíticos para o Apoio à Recuperação de Empresas em Situação de Insolvência*. (Tese de Doutoramento em Gestão) Universidade Lusíada de Lisboa – Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa.
- ANTÃO, M., FONSECA, J., ANTÃO, M., PERES, C. (2020). *Contribution of Isolation Forest for the treatment of Financial and Corporate Data*. XI Postgraduate Conference - Management, Hospitality & Tourism, Lisboa.
- ARENS, A., ELDER, R., BEASLEY, M. (2005). *Auditing and Assurance Services – An Integrated Approach*. (Ed 11). Pearson Prentice Hall, ISBN: 0131867121.
- ASSOCIAÇÃO PORTUGUESA DE SOCIOLOGIA (2020). Um olhar sociológico sobre a crise Covid-19. Recuperado em 10 de Julho de 2020, de: <https://aps.pt/pt/um-olhar-sociologico-sobre-a-crise-covid-19/>.
- AZIZ, M. A., DAR, H. A. (2004). Predicting corporate bankruptcy: Whither we stand?. *Economic Research Papers*, 4(1).
- AZIZ, M. A., DAR, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand?, *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6(1) 18-33.
- AZIZ, A., EMANUEL, D. C. E LAWSON, G. H. (1988). Bankruptcy prediction – an investigation of cash flow based models, *Journal of Management Studies*, 25 (5) 419-437.
- BANCO de Portugal (2015). Análise das Sociedades Não Financeiras em Portugal 2010-2015. *Estudos da Central de Balanços*. 23.

- BANCO de Portugal (2016). Análise das Sociedades Não Financeiras em Portugal 2011-2016. *Estudos da Central de Balanços*. 26.
- BANCO de Portugal (2020). Taxas de Cambio. Recuperado em 1 de julho de 2020 de: <https://www.bportugal.pt/taxas-cambio>.
- BARROS, G. C. O. (2008). *Modelos de Previsão da Falência de Empresas: Aplicação Empírica ao Caso das Pequenas e Médias Empresas Portuguesas*. (Dissertação de Mestrado de Economia e Políticas Públicas). Instituto Superior de Ciências do Trabalho e da Empresa.
- BASTIN, J. (1994). *O Seguro de Crédito: A Protecção contra o Incumprimento*. COSEC Legal Deposit: 78695/94.
- BATANI, L., ASGHARI, F. (2020). *Bankruptcy Prediction Using Logit and Genetic Algorithm Models: A Comparative Analysis*. *Comput Econ*, 55 335–348.
- BEAVER, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical research in accounting: selected studies. *Journal of Accounting Research*, 4 71–111.
- BELLOVARY, J., GIACOMINO, D., AKERS, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present. *Journal of Financial Education, Milwaukee: Marquette University, Accounting Faculty*, 33.
- BERMAN, K., KNIGHT, J. (2020). *Inteligência Financeira*. Editorial Planeta. ISBN 9789897773549.
- BERNARDI, R. A., PINCUS, K. V. (1996), The Relationship Between Materiality Thresholds and Judgments of Fraud Risk. *Managerial Finance*. 22 (9) 1-15.
- BHUTTA, R., REGUPATHI, A. (2020). Predicting Corporate Bankruptcy: Lessons from the Past. *Asian Journal of Multidisciplinary Studies*, 8(1) 4–10.
- BIELIKOVÁ, T., BÁNYIOVÁ, T., PITERKOVÁ, A. (2014). Prediction Techniques of Agriculture Enterprises Failure. *Procedia Economics and Finance*, 12 48–56.
- BISOGNO, M., RESTAINO, M., DI CARLO, A (2018). Forecasting and preventing bankruptcy: A conceptual review. *African Journal of Business Management*, 12(9) 231-242.
- BLUM, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research*, 2 1-25.

- BOLADO, M. F., RAMOS, F. B. (1998). La Prevision Del Fracaso Empresarial En La Comunidad Valenciana: Aplicacion De Los Modelos Discriminante Y Logit. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*. 27 (95) 499-540.
- BONNEY, G. B. (1987). Logistic Regression for Dependent binary observations, *Biometrics*, 43, Dezembro, 951–973.
- BOOTH, P. J. (1983). Decomposition measure and the prediction of financial failure, *Journal of Business Finance & Accounting*, 10(1) 67-82.
- BORITZ, J. E., KENNEDY, D. B., SUN, J. Y. (2007). Predicting business failure in Canada. *Accounting Perspectives*, 6(2) 141-165.
- BORITZ, J. E., SUN, J. (2004). Predicting Going Concern Risks in Canada. *Waterloo: University of Waterloo, School of Accountancy*.
- BOYNTON, W., JOHNSON, R. (2006). *Modern Auditing: Assurance Services and The Integrity of Financial Reporting*. Ed 8, John Wiley & Sons, Inc., ISBN: 978-0-471-23011-3.
- BOYNTON, W. C., JOHNSON, R. N., KELL, W. G. (2001). *Modern Auditing*. Ed 7, John Wiley & Sons, Inc., ISBN: 978-0471392187.
- BREALEY, R. A., MYERS, S. C., ALLEN, F. (2016). *Principles of Corporate Finance*. McGraw-Hill ISBN 9781259144387.
- BREALEY, R. A., MYERS, S. C., MARCUS, A. J. (2001). *Fundamentals of Corporate Finance*. McGraw-Hill ISBN 0075531097.
- BREIA, A. F. (2013). *Gestão de Riscos de Crédito*. As Empresas e as Famílias num Mundo em Mudança, Conferencia de Finanças Empresariais, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- BREIA, A. F., MATA, N. N. S., PEREIRA, V. M. M. (2014). *Análise Económica e Financeira: Aspectos Teóricos e Casos Práticos*. Rei dos Livros, ISSN: 9789898305619.
- BRODY, R. G., LOWE, J. D., PANY K. (2003). Could \$51 million be immaterial when Enron reports income of \$105 million?. *Accounting Horizons*. 17 (2) 153-160
- BURGES, C. J. C. (1998). A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 2(2) 121-167.
- CARVALHO, P. (2013). Continuidade: Estudo de um Caso. *Revisores e Auditores*, 61.
- CARVALHO DAS NEVES, J., SILVA, J. A. (1998). Análise do Risco de Incumprimento: na Perspectiva da Segurança Social.

- CARVALHO DAS NEVES, J. (2012). *Análise e Relato Financeiro*. Texto Editores ISBN 9789724743264.
- CASTAGNA, A., Z. MATOLCSY (1981). *The prediction of corporate failure: Testing the Australian experience*. *Australian Journal of Management*, 6(1) 23–50.
- CÓDIGO das Sociedades Comerciais. Procuradoria-Geral Distrital de Lisboa, República Portuguesa.
- CÓDIGO de Insolvência e Recuperação de Empresas – textos de apoio (2004). Direcção Geral da Administração da Justiça. Ministério da Justiça, República Portuguesa.
- CÓDIGO dos Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência. Procuradoria-Geral Distrital de Lisboa, República Portuguesa.
- COOK, R. A., NELSON, J. L. (1988) – *A Conspectus of Business Failure Forecasting*. Recuperado em 15 de Março de 2017, de: <http://www.sbaer.uca.edu/research/sbida/1988/PDF/22.pdf>
- CORREIA, C. S. V. (2012). *Previsão da Insolvência: Evidência do Sector da Construção*. (Dissertação de Mestrado em Economia) Universidade de Aveiro: departamento de Economia, Gestão e Engenharia Industrial.
- CORREIA, L. A. – Snc Vs Poc (2009). *Uma Primeira Abordagem*. Revisores e Auditores, 46.
- DEAKIN, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 1 167-179.
- Decreto-Lei 178/2012 de 3 de Agosto – Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial – Ministério da Economia e do Emprego, Instituto de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e à Inovação, República Portuguesa.
- Decreto-Lei 410/89, de 21 de Novembro – Plano Oficial de Contabilidade – Ministério das Finanças, República Portuguesa.
- Decreto-Lei n.º 98/2015, de 2 de Junho – Sistema de Normalização Contabilística - Ministério das Finanças, República Portuguesa.
- DEMARIS, A. (1995). A Tutorial in Logistic Regression, *Journal of Marriage and the Family*, 57(4), 956–968.
- DIAKOMIHALIS, M. (2012). The accuracy of Altman’s models in predicting hotel bankruptcy. *International Journal of Accounting and Financial Reporting*, 2(2).

- DIMITRAS, A.I., ZANAKIS, S.H. e ZOPOUNIDIS, C. (1996). A survey of business failure with an emphasis on prediction methods and industrial applications, *European Journal of Operational Research*, 90 487–513.
- DIVSALAR, M., JAVID, M. R., GANDOMI, A. H., SOOFI, J. B., MAHMOOD, M. V. (2011). Hybrid Genetic Programming-Based Search Algorithms for Enterprise Bankruptcy Prediction. *Applied Artificial Intelligence: An International Journal*, 25(8) 669–692.
- DIRECTIVA 2013/34/UE, (2013). União Europeia.
- DOMÍNGEZ, M. Á. C. (2000). *Análisis de los Factores Explicativos del Fracaso Empresarial en Galicia: Un Análisis Empírico Mediante la Utilización de Modelos de Redes Neuronales*. Edição Tórculo ISBN: 8469939564.
- DUTTA S., SHEKHAR S. (1989). *Bond rating: A non-conservative application of neural networks*. IEEE International Conference on Neural Networks, 2 II443–II450.
- EI HENNAWY, R. H. A., MORRIS, R. C. (1983). The Significance of Base Year in Developing Failure Prediction Models. *Journal of Business Finance & Accounting*, 10(2) 209–223.
- EUROSTAT (2020) European Statistics. Recolhido em 20 Dezembro de 2020 de: <http://ec.europa.eu/eurostat/data/database>.
- FEDERATION OF EUROPEAN ACCOUNTANTS (2016). *Audit Exemption Thresholds in Europe, Update After the Transposition of the Accounting Directive*. Information Paper
- FERNANDES, C., PEGUINHO, C. VIEIRA, E. NEIVA, J. (2019). *Análise Financeira - Teoria e Prática*. Edições Sílabo. ISBN: 9789895610020.
- FERNÁNDEZ, M. T., GUTIÉRREZ, F. J. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente. *Revista de Contabilidad*, 15(1) 7–58.
- FINANCIAL Accounting Standards Board (2016). Proposed Concepts Statement—Conceptual Framework for Financial Reporting Chapter 3: Qualitative Characteristics of Useful Financial Information. Recolhido em 24 de julho de 2016 de: http://www.fasb.org/jsp/FASB/Document_C/DocumentPage?cid=1176166402450&acceptedDisclaimer=true.
- FISHER, R. A. (1936). The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems. *Annals of Eugenics*, 7 179-188.

- FRYDMAN, H., ALTMAN, E., KAO, D. (1985). Introducing recursive partitioning for financial classification: The case of financial distress. *Journal of Finance*, 40(1) 269–291.
- GARCÍA, D., ARQUÉS, A, CALVO-FLORES, A. (1995). Un modelo discriminante para evaluar el riesgo bancario en los créditos a empresas. *Revista Española de Financiación y Contabilidad*, 24(82) enero-marzo 175–200.
- GÓMEZ, F. D. (2002). Aprendizaje y Generación Automática de Conocimiento: Construcción de Redes Bayesianas mediante Rough Sets. (Tese de Doutoramento). Universidade de Vigo, Vigo.
- GRAMLING, A. A., RITTENBERG, L. E., JOHNSTONE, K. M. (2010). Auditing. *South-Western*, 7.
- GRICE, J. S., INGRAM, R. W. (2001). Tests of the Generalizability of Altman’s Bankruptcy Prediction Model. *Journal of Business Research*, 54(1) 53–61.
- HAIR, J., BLACK, W., BABIN, B. e ANDERSON, R. (2013). *Multivariate Data Analysis*. Prentice Hall: New Jersey.
- HAYES, R., SCHILDER, A., DASSEN, R. J. M., WALLAGE, P. (1999). *Principles of Auditing: An International Perspective*. McGraw-Hill.
- HAYES, R., DASSEN, R., SCHILDER, A., WALLAGE, P. (2005). *Principles of Auditing: An Introduction to International Standards on Auditing*. Prentice Hall.
- HUGHES, S. (1993). Bankruptcy Prediction Models. *Credit Control Journal*, 14(11) 16-23.
<https://pt.scribd.com/document/79264798/Bankruptcy-Prediction-Models-Artikel>
- IGNIOS – Insolvências e Novas Constituições – mai/16. Recuperado em 3 julho de 2017 de: https://www.ignios.pt/FAS?nome=Estudo_Insol_Const_IGNIOS_052016.pdf.
- INSTITUTO de Apoio às Pequenas e Médias Empresas e ao Investimento (2013). *Revitalização Empresarial*. Lisboa: Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Sessão de formação.
- INSTITUTO Nacional de Estatística (2007). *Classificação Portuguesa das Actividades Económicas - CAE Rev. 3*.
- INSTITUTO Nacional de Estatística – Sistema de Contas Integradas das Empresas 2016, Taxa de natalidade % das Empresas por Localização geográfica. Recuperado em 1 de julho de 2016 de: https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0008643&contexto=pi&selTab=tab0.

- INSTITUTO Nacional de Estatística – Sistema de Contas Integradas das Empresas 2016, Taxa de mortalidade % das Empresas por Localização geográfica. Recuperado em 1 de julho de 2016 de: https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0008643&contexto=pi&selTab=tab0.
- INSTITUTO Nacional de Estatística – Sistema de Contas Integradas das Empresas 2016, Volume de negócios (€) das empresas por Atividade económica (Classe - CAE Rev. 3) e Forma jurídica. Recuperado em 15 de maio de 2016 de: http://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&indOcorrCod=0005878&contexto=bd&selTab=tab2.
- INTERNATIONAL Federation of Accountants (2004). Materiality in the Identification and Evaluation of Misstatements - Proposed International Standard on Auditing 320.
- JACKSON, R. H. G., WOOD, A. (2013). The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study. *The British Accounting Review*, 45 183–202.
- JAYASEKERA, R. (2017). Prediction of company failure: Past, present and promising directions for the future. *International Review of Financial Analysis*.
- JOHNSEN, T., MELICHER, R. W. (1994). Predicting corporate bankruptcy and financial distress: Information value added by multinomial logit models. *Journal of Economics and Business*, 46(4) 269-286.
- JUMA’H, A. H. (2009). The Implications of Materiality Concept on Accounting Practices and Decision Making. *Revista Empresarial Inter Metro*, 5(1) 22–37.
- KAHYA, E., THEODOSSIOU, P. (1999). Predicting corporate financial distress: A timeseries CUSUM methodology. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 13(4) 323–345.
- KINGSLEY, O. A., CHIZEMA, A., ARTHUR, J. (2015). Predicting corporate failure: a systematic literature review of methodological issues. *International Journal of Law and Management*, 57(5) 461–485.
- KLEIN, M. R. e METHLIE, L. B. (1995). Knowledge-based decision support systems with applications in business (2 ed.). Nova york: John Wiley and Sons.
- KLIESTIKOVA, J., KOVACOVA, M., KLIESTIK, T. (2018). *Hiding the Bankruptcy Through Creative Accounting*. ISES Annual Conference, Sevilla.
- KRAL, P., SVABOVA, L., DURICA, M. (2018). Overview of selected bankruptcy prediction models applied in V4 countries. *Balkans JETSS*, 1 70-78.

- LAFFARGA J., MARTÍN, J. L., VÁZQUEZ, M. J. (1987). Predicción de la crisis bancaria española: La comparación entre el análisis logit y el análisis discriminante. *Cuadernos de Investigación Contable*, 1(1) 103-110.
- LIBBY, R., LEWIS, B. L. (1982). Human Information Processing in Accounting. *Accounting, Organizations and Society*. 7(3) 231-285.
- LINDEN, H. P. (2015). *Synthesis of research studies examining prediction of bankruptcy*. (Dissertação de Mestrado em Contabilidade). Aalto University School of Business.
- LIU, F. T., TING, K. M., ZHOU, Z. (2008). *Isolation Forest*. ICDM '08. Eighth IEEE International Conference on Data Mining, United States.
- LIZARRAGA, D. F. (1998). Modelos de predicción del fracaso empresarial: ¿Funciona entre nuestras empresas el modelo de Altman de 1968?. *Revista de Contabilidad*, 1(1) 137-164.
- MACEDO, V. D. A. C. (2018). A continuidade e as técnicas de previsão de falência - O caso das sociedades portuguesas. (Dissertação de Mestrado em Controlo de Gestão e dos Negócios) Instituto Politécnico de Lisboa - Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- MALLINGUH, E. B., ZÉMAN, Z. (2020). Financial Distress, Prediction, and Strategies by Firms: A Systematic Review of Literature. *Periodica Polytechnica Social and Management Sciences*, 28(2) 162-176.
- MARTINS, M. S. (2003). *A Previsão de Insolvência pelo Modelo Cox: Uma Contribuição para a Análise de Companhias Abertas Brasileiras*. (Dissertação de Mestrado em Administração) Universidade Federal de Rio Grande do Sul, Escola de Administração.
- MCKEE, T. E., EILIFSEN, A. (2000). *Current Materiality Guidance for Auditors*. Berguen: Foundation for Research in Economic and Business Administration, ISSN 0803-4028
- MICHALKOVA, L., DANKO, P., KOVACOVA, M. (2018). The analysis of causes of business financial distress. *Advances In Economics, Business and Management Research*, 56 49-52.
- MONTELOS, P. L., SÁNCHEZ, C. P., LÓPEZ, M.R. (2013). Bankruptcy Prediction Models in Galician companies. Application of Parametric Methodologies and Artificial Intelligence. *International Journal of Economics & Business Administration*, 1(1) 117-136.

- MORRIS, R. (1998). *Early Warning Indicators of Corporate Failure: A Critical Review of Previous Research and Further Empirical Evidence*, Ashgate Publishing Company, Aldershot.
- MOYER, R. (1977). Forecasting financial failure: A re-examination. *Financial Management*, 6(1) 11–17.
- NABAIS, F., NABAIS, C. (2011). *Prática Financeira I - Análise Económica & Financeira*. Lidel. ISBN: 9789727577293.
- NOBRE, A. M. B. D. (2012). *Modelos de Previsão de Falências das Pequenas e Médias Empresas em Portugal*. (Dissertação de Mestrado em Ciências Económicas e Empresariais), Universidade dos Açores: Faculdade de Economia e Gestão.
- NUNES, R. M. R. (2012). *Insolvência no sector cerâmico*. (Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Finanças) Instituto Politécnico de Santarém, Escola Superior de Gestão e Tecnologia.
- ODOM, M. D. e SHARDA, R (1990) A Neural Network Model For Bankruptcy Prediction, *International Joint Conference On Neural Networks*, 2 163–168.
- OHLSON, J. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18.
- O'KEEFE, R. M. e O'LEARY, D. E. (1993). Expert system verification and validation: A survey and tutorial. *Artificial Intelligence Review*, 7(1) 3–42.
- ORDEM dos Técnicos Oficiais de Contas – Anuário do Sector Empresarial do Estado e do Sector Empresarial Regional 2011. Recuperado em 24 de Maio de 2016 de: <http://pt.calameo.com/read/000324981b6a000f7b4b4>.
- PANY, K., WHEELER, S. (1989). Auditing: A Comparison of Various Materiality Rules of Thumb. *The CPA Journal Online*, 59(6) 62-64.
- PAWLAK, Z. (1982). Rough Sets. *International Journal of Computer and Information Sciences*, 11 341–356.
- PELJA, I. (2020). A Review of the Definitions and Predictors Used in Distress Prediction. Recuperado em 15 de Julho de 2020 de: https://www.researchgate.net/publication/342381032_A_Review_of_the_Definitions_and_Predictors_Used_in_Distress_Prediction.

- PEREIRA, J. M., BASTO, M., GOMÉZ, F. D., ALBUQUERQUE, E. B. (2010). *Los modelos de predicción del fracaso empresarial. Propuesta de un ranking*. XIV encontro da Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.
- PEREIRA, V. S., MARTINS, V. F. (2016). Estudos de previsão de falências – uma revisão de publicações internacionais e brasileiras de 1930 a 2015. *Revista Contemporânea da Contabilidade*, 12(26) 163-196.
- PERES, C. J. (2014). *A Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial: Aplicação ao Caso das Sociedades Portuguesas*. (Dissertação de Mestrado em Controlo de Gestão e dos Negócios) Instituto Politécnico de Lisboa - Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- PERES, C. J. (2018). *Reestruturação e Optimização da Performance Empresarial, Trabalho de Natureza Profissional – Âmbito: Finanças Empresariais*, Instituto Politécnico de Lisboa, Provas de Especialista.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2017). The Use of Multivariate Discriminant Analysis to Predict Corporate Bankruptcy: A Review. *The IEB International Journal of Finance*, 14 108-131.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2018). Eficiência dos Modelos Multisectoriais de Previsão de Falência Empresarial – O Caso do Sector Terciário Ibérico. *Lusíada. Economia & Empresa*, 24 91-114.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2018a). *Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial nas Empresas de Transportes Ibéricas*. XXXII Congreso Internacional de Economía Aplicada.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2018b). *Eficiência dos Modelos Multisectoriais de Previsão de Falência Empresarial – O Caso do Sector Primário Ibérico*. XVIII Encuentro Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2019). Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial nas Portuguesas e Espanholas – O Caso do Sector do Turismo. *European Journal of Applied Business Management*, 5(1) 1-12.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2019a). *The Tour Operators' Going Concern Risk - The Luso-Spanish Case*. International Workshop Tourism and Hospitality Management.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2019b). *Previsão de Falência Empresarial: a Eficiência dos Modelos nas Empresas Ibéricas da Velha Economia Azul*. XXXIII Congreso Internacional de Economía Aplicada.

- PERES, C., ANTÃO, M. (2019c). *Efficacy Bankruptcy Forecast of the Models as a Tool for the Nonprofit Sector Sustainability Assessment*. 5th Symposium on Ethics and Social Responsibility Research.
- PERES, C., ANTÃO, M. (2019d). *O Caso da Indústria Transformadora Ibérica na Eficiência dos Modelos Multissetoriais de Previsão de Falência Empresarial*. X Postgraduate Conference - Management, Hospitality & Tourism,
- PERES, C., ANTÃO, M. (2019e). The Use of Multivariate Discriminant Analysis - The Multisectorial Approach Applied to the Portuguese Economy. *SCIREA Journal of Economics*, 4(1), 1-23.
- PERES, C., ANTÃO, M., MARQUES, H. (2018). *Modelos de Planeamento Financeiro Aplicados aos Processos de Decisão na Revitalização Empresarial - Uma Visão*. XXVIII Jornadas Luso-Espanholas de Gestão Científica.
- POMPE, P. P. M., BILDERBEEK, J. (2005). the prediction of bankruptcy of small and medium – sized industrial firms. *Journal of Business Venturing*, 20 847-868.
- PORDATA (2020). Principais Indicadores – Europa. Recuperado em 20 de Dezembro de 2020 em: <https://www.pordata.pt/Europa>.
- PORDATA (2020a). Principais Indicadores – Portugal. Recuperado em 20 de Dezembro de 2020 em: <https://www.pordata.pt/Portugal>.
- PORDATA (2020b). Principais Indicadores – França. Recuperado em 20 de Dezembro de 2020 em: <https://www.pordata.pt/Franca>.
- PORDATA (2020c). Principais Indicadores – Roménia. [Recuperado em 20 de Dezembro de 2020 em: <https://www.pordata.pt/Romenia>.
- PRADO, J. W., ALCANTARA, V. C., CARVALHO, F. M., VIEIRA, K. C., MACHADO, L. K. C., TONELLI, D. F. (2016). Multivariate Analysis of credit risk and bankruptcy research data: a bibliometric study involving different knowledge fields (1968-2014). *Sientometrics*, 106 1007-1029.
- PRESS, S. J. e WILSON, S. (1978). Choosing Between Logistic Regression and Discriminant Analysis., 73(364), 699–705.
- ROUMANI, Y. F., NWANKPA, J. K., TANNIRU, M. (2020). Predicting Firm Failure in the Software Industry. *Artificial Intelligence Review*. 53 4161-4182.
- ROSS, S. A., WESTERFIELD, R. W., JAFFE, J. (2002). *Corporate Finance*. McGraw-Hill ISBN 0390320005.

- SANTOS, M. C., LEAL, C. T. (2007). Insolvency Prediction in the Portuguese Textile Industry. *European Journal of Finance and Banking Research*, 1(1) 16-28.
- SANTOS, P. J. M. (2000). *Falência Empresarial: Modelo Discriminante e Logístico de Previsão Aplicado às PME do Sector Têxtil e do Vestuário*. (Dissertação de Mestrado em Contabilidade e Auditoria) Universidade Aberta.
- SARAIVA, J. H. (2011). Alta Definição Prof. José Hermano Saraiva. Sociedade Independente de Comunicação. Recuperado em 30 de Março de 2021 de: <https://desporto.sapo.pt/video/0IBHZi9LS27oHrKkYU1Q>.
- SCOTT, J. (1981). The probability of bankruptcy: a comparison of empirical predictions and theoretic models, *Journal of Banking and Finance*, 5 317-44.
- SEVERIN, E., VEGANZONES, D. (2018). Sixty years of bankruptcy models: issues, limits and progress. *Bankers, Markets & Investors*, 154-155
- SHEPPARD, J. P. (1994). The Dilemma of Matched Pairs and Diversified Firms in Bankruptcy Prediction Models. *The Mid-Atlantic Journal of Business*, 30(1) 9-25.
- SHI, Y., LI, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2) 114-127.
- SHI, Y., LI, X., CAMPA-PLANAS, F. (2018). *An overview of bankruptcy prediction for corporate firms: A systematic literature review*. V Jornada Associació Catalana de Comptabilitat i Direcció.
- SILVA, F. M. F. R. B. (2012). *Financial Constraints an Application to Portuguese Firms*. (Tese de Doutoramento em Economia) Universidade de Coimbra - Coimbra: Faculdade de Economia.
- SILVA, M. F. F. (2015). A Aplicação do Altman Z-Score na Avaliação da Continuidade. *Revisores e Auditores*, 17-35.
- SILVA, A. F., FERNANDES, R. A. (2003). Indicadores de Continuidade das Sociedades Comerciais. *Revisores e Auditores*, 6(22) 44-58.
- SINKEY, J. F. J. (1975). A multivariate statistical analysis of the characteristics of problem banks. *Journal of Finance*, 30(1) 21-36.
- SUN, J., LI, H., HUANG, Q., HE, K. (2014). Predicting financial distress and corporate failure: A review from the state-of-the-art definitions, modeling, sampling, and featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57 41-56.

- TAFFLER, R. J. (1982). The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52) Autumn 295–307.
- THOMAS, S., WONG, J. M. W., ZHANG, J. (2011). Applying Z-Score Model to Distinguish Insolvent Construction Companies in China. *Habitat International*, 35 599-607.
- TINOCO, H., WILSON, N. (2013). Financial Distress and Banckruptcy Prediction Among Listed Undertakings Using Accounting, Market and Macro Economic Variables. *International Review of Financial Analysis*, 30 394-419.
- TOMCZAK, S. K., STASZKIEWICZ, P. (2020). Cross-Country Application of Manufacturing Failure Models. *Journal of Risk and Financial Management*. 13(34) 1-10.
- TRIGUEIROS, D. (2019). Improving the effectiveness of predictors in accounting-base models. *Journal of Applied Accounting Research*. 20(2) 207-226.
- TRIGUEIROS, D., SAM, C. (2018). Discovering the optimal set of ratios to use in accounting-based models. *International Journal of Society Systems Science*, 10(2) 110-131.
- UNIVERSIDADE DE FRIBOURG (2016). Managerial Accounting and Control Support Files – Materiality. 4.
- VEGANZONES, D., SEVERIN, E. (2020). Corporate failure prediction models in the twenty-first century: a review. *European Business Review*.
- VAPNIK, V. (1979). Estimation of Dependences Based on Empirical Data. *Nauka*, Moscow.
- VASCONCELOS, J. (2017). *Credit Scoring: O Risco de Crédito e o seu Impacto nos Custos de Financiamento - O Caso Português*. (Dissertação de Mestrado em Controlo de Gestão e dos Negócios) Instituto Politécnico de Lisboa - Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- YANG, Y. (2014). Does high-quality auditing decrease the use of collateral? Analysis from the perspective of lenders' self-protection. *China Journal of Accounting Research*, 7 203-221.
- ZAVGREN, C. V. (1983). the Prediction of Corporate Failure: the State of the Art. *Journal of Accounting Literature*, 1-38.
- ZHU, Z., HE, H., STARZYK, J. A., TSENG, C. (2007). Self-organizing learning array and its application to economic and financial problems. *Information Sciences*. 177(5) 1180-1192.

- ZIZI, Y., OUDGOU, M., MOUDDEN, A. (2020). Determinants and predictors of SME's financial failure: a Logistic Regression Approach. *Risks* 2020, 107(8) 3-21.
- ZMIJEWSKI, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22 59-86.
- ZORICAK, M., GNIP, P., DROTAR, P., GAZDA, V. (2020). Bankruptcy prediction for small- and medium-sized companies using severely imbalanced datasets. *Economic Modelling*, 84 165-176.

BIBLIOGRAFIA

- ACHIM, M. V., MARE, C., BORLEA, S. N. (2012). Emerging Markets Queries in Finance and Business – A statistical model of financial risk bankruptcy applied for Romanian manufacturing industry. *Procedia Economics and Finance*, 3 132–137.
- ALDEIA, S. (2017). A Contabilidade Criativa. *Contabilista*, 204 47–49.
- ALICI, Y. (1996). Neural networks in corporate failure prediction: The UK experience. Article in Neural Networks in Financial Engineering. *Singapore: World Scientific*, 393–406.
- AL-KASSAR, T. A., SOILEAU, J. S. (2014). Financial performance evaluation and bankruptcy prediction (failure). *Arab Economics and Business Journal*, 9 147–155.
- ALTMAN, E. I. (2000) Predicting financial distress of companies: Revisiting the Z-score and zeta models. *Journal Finance*.
- ALTMAN, E. I. (1983) Multidimensional graphics and bankruptcy predictions: a comment. *Journal of Accounting Research*, 21(1) 297–299.
- ALTMAN, E. I., HALDEMAN, R. C., NARAYANAN, P. (1977). Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations. *Journal of Banking and Finance*, 29–54.
- ALTMAN E. I., HARTZELL J., PECK M. (1995). *Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System*. Salomon Brothers Inc. ISBN: 9781461561972.
- ALTMAN, E. I., HOTCHKISS, E. (1983). *Corporate Financial Distress: A Complete Guide to Predicting, Avoiding, and Dealing with Bankruptcy*. Wiley Interscience, John Wiley and Sons ISBN: 9780471691891.
- ALTMAN, E. I., LEVALLEE, M. Y. (1980). Business Failure Classification in Canada. *Journal of Business Administration*. 12(1) 147-164.
- ANDEKINA, R., RAKHMETOVA, R. (2013). International Conference on Applied Economics (ICOAE) – Financial Analysis and Diagnostics of the Company. *Procedia Economics and Finance*, 5 50–57.
- ANDRADE, C. A. (2011). A Crise Da Dívida E A “Grande Recessão”. *Inforbanca*, 90 30-31.

- ANDREOLLI, V. (1967). Fallimento (Diritto Privato). In *Ecl. Del Dir*, 17 282 e Segs.
- APERGIS, N., ELEFThERIOU, S. (2012). 2nd Annual International Conference on Accounting and Finance (AF 2012) – Credit Risk: The Role of Market and Accounting Information-Evidence from U.S. Firms and a FAVAR Model. *Procedia Economics and Finance*, 2 53–62.
- APPETITI, A. (1984). Identifying unsound firms in Italy: An attempt to use trend variables. *Journal of Banking and Finance*, 8(2) 269–279.
- ARGENTI J. (1976). *Corporate Collapse: The Causes and Symptoms*. McGraw-Hill, ISBN: 9780070844698.
- ARGILÉS, J. M., GARCIA-BLONDON, J., MONLLAU, T. (2011). Fair versus historical cost-based valuation for biological assets: Predictability of financial information. *Revista de Contabilidad*, 14(2) 87–113.
- BACK, B., LAITINEN, T., SERE, K., WEZEL, M. V. (1996). *Choosing Bankruptcy Predictors using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorithms*. (Relatório Técnico) Turku Centre for Computer Science, 40.
- BAE, J. K. (2012). Predicting financial distress of the South Korean manufacturing industries. *Expert Systems with Applications*, 39 9159–9165.
- BALAN, M. (2012). Emerging Markets Queries in Finance and Business – Stochastic methods for prediction of the bankruptcy risk of SMEs. *Procedia Economics and Finance*, 3 125–131.
- BANK OF ENGLAND (2013). Credit risk: internal ratings based Approaches. Consultation Paper – CP4/13.
- BARDOS, M. (1995). Détection Précoce des Défaillances à Partir des Documents Comptables. *Bulletin de la Banque de France*. 114 57-71.
- BASEL COMMITTEE ON BANKING SUPERVISION (2001). Consultative Document – The Internal Ratings-Based Approach. *Bank for international settlement*.
- BAUER, J., AGARWAL, V. (2014). Are hazard models superior to traditional bankruptcy prediction approaches? A comprehensive test. *Journal of Banking & Finance*, 40. 432–442.
- BEGLEY, J., J. MING, S. WATTS (1996). Bankruptcy classification errors in the 1980s: An empirical analysis of Altman's and Ohlson's models. *Review of Accounting Studies*, 1 267–84.

- BEYNON, M. J., PEEL, M. J. (2001). Variable Precision Rough Set Theory and Data Discretization: An Application to Corporate Failure Prediction. *Omega*, 29 561–576.
- BESCOS, P. L. (1987). Défaillance et Redressement des P.M.I.: Recherche des Indices et des Causes de Défaillance. *Cahier de Recherche du Cereg*, 8701.
- BIRCEA, I. (2012). Emerging Markets Queries in Finance and Business – Financial diagnosis of distressed companies. *Procedia Economics and Finance*, 3 113–1140.
- BREIA, A. F. (2012). *Reestruturas Económica e Financeira. A Crise Económica e Financeira*, Conferencia de Finanças Empresariais, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa.
- BRESSER-PEREIRA, L. C., RÍCUPERO, R., OCAMPO, J. A., NASSIF, L. (2008). *A crise internacional e seu impacto no Brasil*. Estudos Avançados ISSN 0103-4014. 22:64
- BRILMAN, J. (1986). *Gestion de Crise et Redressement D'entreprises*. Edition Hommes et Techniques ISBN: 9782705703691.
- BROUWER, M. (2006). Reorganization in US and European Bankruptcy Law. *European Journal of Law and Economics*. Springer Netherlands.
- BROWN, I., MUES, C. (2012). An experimental comparison of classification algorithms for imbalanced credit scoring data sets. *Expert Systems with Applications*, 39 3446–3453.
- CASCIO, G. L. (1988). *Concordato Preventivo e Conservazione Dell'impresa*, Df, 4 543.
- CASEY, C. J., BARTCZAK, N. J. (1984). Cash Flow – It's not the Bottom Line. *Harvard Business Review*, July-August, 61–66.
- CASTA J. F., ZARBIB J. P. (1979). Prévoir la Défaillance des Entreprises. *Revue Française de Comptabilité*, 97 506-527.
- CHEWNING, P., WHEELER (1998). Auditor reporting decisions involving accounting principle changes: some evidence on materiality thresholds. *Journal of accounting research*.
- COATS, P. K., FANT, L. F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22 142–155.
- COFACE Serviços Portugal S.A. (2009). *Estudo de Insolvências em Portugal*.
- COHEN E. (1994). *Analyse Financière*, Economica ISBN: 9782717851953.

- COHEN, S., DOUMPOS, M., NEOFYTOU, E., ZOPOUNIDIS, C. (2012). Assessing financial distress where bankruptcy is not an option: Na alternative approach for local municipalities. *European Journal of Operational Research*, 218 270–279.
- COLLONGUES, Y. (1977). Ratios Financiers et Prévision des Faillites dans les Petites et Moyennes Entreprises. *Revue de Banque*, 365.
- CONAN, J. & HOLDER M. (1979). *Variables Explicatives de Performances et Contrôle de Gestion dans les P.M.I.* (Tese de Doutorado em Ciências de Gestão). Université Paris Dauphine-PSL.
- CORNAND, C., GIMET, C. (2012). The 2007–2008 Financial Crisis: Is There Evidence of Disaster Myopia?. *Emerging Markets Review*, 13 301-315.
- COSTA, C. A. B. (2014). *Auditoria Financeira: Teoria & Prática*. Ed 10, Rei dos Livros, ISBN: 9789898305640.
- DANIELA, C., MARIUS, C. I. (2013). Symptoms of Bankruptcy Prediction Models of Bankruptcy Risk. *Annals. Economics Science Series – Timișoara*.
- DAIGNE, J. F. (1986). *Management en Période de Crise, Aspect Stratégiques, Financiers et Sociaux*. Éditions D'organisation. ISBN: 9782708113442
- DE ANDRÉS SUÁREZ, J. (2001). Statistical Techniques vs. SEE5 Algorithm. An Application to a Small Business Environment. *The International Journal of Digital Accounting Research*, 1(2) 153–179.
- DEMARIS, A. (1995). A Tutorial in Logistic Regression, *Journal of Marriage and the Family*, 57(4), 956–968.
- DIMITRAS, A., SLOWINKSI, R., SUSMAGA, R., ZOPOUNIDIS, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of Operational Research*, 114(2) 263–280.
- DWOR-FRÉCAUT, D, F. X. COLAÇO, M. HALLWARD-DRIEMEIER (2000). Asian Corporate Recovery: Findings from Firm-Level Surveys in Five Countries, *World Bank Publishers*.
- EDMISTER, R. A. (1970). *Financial Ratios as Discriminant Predictors of Small Business Failure*, The Ohio University.
- ELIZABETSKY, R. (1976). Um modelo matemático para a decisão no banco comercial. (Dissertação de Mestrado) Universidade de São Paulo.

- ENGUÍDANOS, A. M. (1995). Utilidad de Los Modelos de Prediccion de la Crisis Empresarial. *Revista Española de Financiacion y Contabilidad*, 24(83) 281-300.
- EUROPEAN BANKING FEDERATION (2012). Study on Internal Rating Based (IRB) models in Europe. *Residential Mortgages*.
- FEDOROVA, E., GILENKO, E., DOVZHENKO, S. (2013). Bankruptcy prediction for Russian companies: Aplication of combined classifiers. *Expert Systems with Applications*, 40 7285–7293.
- FERNANDES, L. C., LABAREDA, J. (1994). Edição Comentada e Anotada do Novo Código de Processos Especiais de Recuperação da Empresa e de Falência (Dec. Lei No132/93 De 23/04). *Quid Juris*.
- FRANCO, P. (2010). *Poc Versus Snc Explicado*. Lisboa, OTOC.
- FURTADO, P. (1995). Tópicos para um Novo Direito Falencial Português. *Separata Da Revista Tribuna da Justiça*, 6 79–80.
- GARDINER, L., OSWALD, S., JAHERA, J. (1996). Prediction of hospital failure – A post PPS analysis. *Hospital & Health Services Administration*, 41(4) 441-460.
- GHERGHINA, S. C. (2015). An Artificial Intelligence Approach towards Investigating Corporate Bankruptcy. *Review of European Studies*, 7(7) 5–22.
- GIORDANO Y. (1986). Indicateur Synthétique de Positionnement: un Nouvel Outil de Gestion Pour la Firme. *Revue Banque*, 456 879–884.
- GLOUBOS, G., GRAMMATIKOS, T. (1988). The success of bankruptcy prediction models in Greece. *Studies in Banking & Finance*, 7 37–46.
- GOMBOLA, M., HASKINS, M., KETZ, J., WILLIAMS, D. (1987). Cash flow in bankruptcy prediction. *Financial Management*, 16(4) 55–65.
- GOUDIE, A., MEEKS, G. (1991). The exchange rate and company failure in a macro micro model of the UK company sector. *Economic Journal*, 1(406) 444-457.
- GUIMARAES, A (2008). Previsão de insolvência: um modelo baseado em índices contábeis com utilização de análise discriminante. *Revista de Economia Contemporânea*, 12(1).
- HOLDER, M. (1984). *Le score de l'entreprise. Variables explicatives de performances et contrôle de gestion dans les PMI*. Nouvelles Éditions Fiduciaires.

- IBERINFOR (2017) Insolvências e Constituições em Portugal, Recolhido em 10 de Outubro de 2018 de: https://iberinform.pt/FAS?nome=Constituicoes_Insolvencias_2017_set.pdf.
- IOAN, B. (2014). Emerging Markets Queries in Finance and Business – Diagnostic model of the risk of bankruptcy. *Procedia Economics and Finance*, 15 1613–1618.
- IZAN, H. (1984). Corporate distress in Australia. *Journal of Banking and Finance*, 8 303–320.
- JO, H., HAN, I., LEE, H. (1997). Bankruptcy prediction using case-based reasoning, neural networks, and discriminant analysis. *Expert Systems with Applications*, 13(2) 97–108.
- JULIO, F. R. A. (2013). *Aplicação de Modelos de Credit Scoring na Gestão do Risco do Crédito no Sector Bancário Angolano Caso de Estudo: BPC e Banco Sol*. (Dissertação de Mestrado em Gestão de Empresas). Universidade Autónoma de Lisboa.
- KANITZ, S. (1974). Como prever falências de empresas. *Revista Exame*, Dezembro, 95–102.
- KEASEY, K., R. WATSON (1986). The prediction of small company failure: Some behavioral evidence for the UK. *Accounting and Business Research*, 17 49–57.
- KOENIG, G. (1985). Entreprises en Difficultés: des Symptômes aux Remèdes. *Revue Française de Gestion*, 86.
- KOH, H., KILLOUGH, L. (1990). The use of multiple discriminant analysis in the assessment of the going-concern status of an audit client. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(2) 179–192.
- LAITINEN, E. (1991). Financial ratios and different failure processes. *Journal of Business Finance & Accounting*, 18(5) 649–673.
- LAITINEN, T., KANKAANPAA, M. (1999). Comparative Analysis of Failure Prediction Methods: The Finnish Case. *The European Accounting Review*, 8(1) 67–92.
- LAKSHAN, A. M. I., WIJEKOON, W. M. H. N. (2012). 2nd Annual International Conference on Accounting and Finance (AF 2012) – Corporate governance and corporate failure. *Procedia Economics and Finance*, 2 191–198.
- LEE, C. F. (1985). *Financial Analyses and Planning: Theory and Applications*, Reading Mass. Addison-Wesley.

- LEE, K (2001). *Pattern classification and clustering algorithms with supervised and unsupervised neural networks in financial applications*. (Tese de Doutorado em Gestão e Sistemas de Informação). Kent State University.
- LENNOX, C. (1999). Identifying Failing Companies: A Re-evaluation of the Logit, Probit and DA Approaches. *Journal of Economics and Business*, 51(4) 347–364.
- LINCOLN, M. (1984) An empirical study of the usefulness of accounting ratios to describe levels of insolvency risk. *Journal of Banking and Finance*, 8(2) 321–340.
- LINDSAY, D., CAMPBELL, A. (1996). A chaos approach to bankruptcy prediction. *Journal of Applied Business Research*, 12(4) 1–9.
- LOWITZSCH, J. (2007). *The Insolvency Law of Central and European Union and Russia: A Comparative Analysis*. Insol Europe, Institute for Eastern European Studies, Free University of Berlin.
- LUOMA, M., LAITINEN, E. (1991). Survival analysis as a tool for company failure prediction. *Omega*, 19(6) 673-678.
- LYANDRES, E., ZHDAOV, A. (2013). Investment opportunities and bankruptcy prediction. *Journal of Financial Markets*, 16 439–476.
- MALÉCOT, J. F. (1991). *Analyses Théorique des Défaillances D'entreprises. Une Revue de la Littérature*. Université de Paris Dauphine.
- MARES, A. I. (2001). *Analisis de las Dificultades Financieras de las Empresas en una Economía Emergente: las Bases de Datos y las Variables Independientes en el Sector Hotelero de la Bolsa Mexicana de Valores*. (Tese de Doutorado em Direcção e Administração de Empresas). Universidade Autònoma de Barcelona.
- MCGURR, P. T., DEVANEY, S. A. (1998). Predicting Business Failure of Retail Firms: An analysis using mixed industry models. *Journal of Business Research*, 43 169–176.
- MCNAMARA, R., COCKS, N., HAMILTON, D. (1988). Predicting private company failure. *Accounting and Finance*, 53-64.
- MESSIER, W. F. Jr., MARTINOV-BENNIE, N., EILIFSEN, A. (2005). A Review and Integration of Empirical Research on Materiality: Two Decades Late. *Auditing*, 24 153–187.
- MIHAELA, B. R. (2014). 7th International Conference on Applied Statistics – Statistical methods applied to the financial analysis of a publicly funded investment project. *Procedia Economics and Finance*, 10 304–313.

- MIN, J. H., LEE, Y. C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameter. *Expert Systems with Applications*, 28(4) 603–614.
- MONELLOS, P. L., SÁNCHEZ, C. P., LÓPEZ, M. R. (2011). *Fracaso Empresarial y Auditoría de Cuentas*. European Academy of Management and Business Economics Annual Meeting, Valencia.
- MONELLOS, P. L., SÁNCHEZ, C. P., LÓPEZ, M. R. (2014). DEA as a business failure prediction tool – Application to the case of galician SMEs. *Contaduría y Administración*, 59(2) 65–96.
- MORGADO, A.V. (1997). *A contribuição da análise discriminante na previsão do risco de insolvência financeira*. VII Jornadas de Contabilidade e Auditoria, Século XXI: os novos contextos da globalização, contabilidade e auditoria, Coimbra.
- MOUSAVI, M. M., QUENNICHE, J., XU, B. (2015). performance evaluation of bankruptcy prediction models: An orientation- free super-efficiency DEA - based framework. *International Review of Financial Analysis*.
- NEOPHYTOU, E., CHARITOU, A., CHARALAMBOUS, C. (2001). *Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK*. UK: School of Management: University of Southampton, Discussion Paper, March 01–173.
- OANEA, D., ANGHELACHE, G. (2015). Value at Risk prediction: the failure of Risk Metrics in preventing financial crisis. Evidence from Romanian capital market. *Procedia Economics and Finance*, 20 433–442.
- OBSERVATÓRIO Raciús – Estatísticas sobre Mundo Empresarial em Portugal. Recolhido em 15 de Março de 2018 de: <https://www.racius.com/observatorio/>.
- OLMEDA, I., FERNÁNDEZ, E. (1997). Hybrid Classifiers for Financial Multicriteria Decision Making: The Case of Bankruptcy Prediction. *Computational Economics*, 10(4) 317–335.
- PALASCA, S. (2012). Emerging Markets Queries in Finance and Business – Statistical evaluations of business cycle phases. *Procedia Economics and Finance*, 3 119–124.
- PANG, J., KOGEL, M. (2013) Retail Bankruptcy Prediction. *American Journal of Economics and Business Administration*, 5(1) 29–46.
- PASCALÉ, R. (1988). A Multivariate Model to predict Firm Financial Problem the Case of Uruguay. *Studies in Banking and Finance*, 7 171–182.

- PAVALOIA, V., STRIMBEI, C. (2015). Experiments and results by modeling the financial domain with UML. *Procedia Economics and Finance*, 20 510–517.
- PEREIRA, J. M., DOMÍNGUEZ, M. A. C., OCEJO, J. L. S. (2007). Modelos de Previsão do Fracasso Empresarial: Aspectos a considerar. *Revista de Estudos Politécnicos*, 4(7), 111–148.
- PERES, C., ANTÃO, M., MARQUES, H. (2018a). *Taxonomia da Falência, Previsão e Recuperação de Empresas - Uma Visão*. *European Journal of Applied Business Management*, ICABM2018, 30-58.
- PERES, C., ANTÃO, M., MARQUES, H. (2018b). *Contributo do Quadro Legal para a Recuperação de Empresas em Portugal*. XXXII Congresso Internacional de Economia Aplicada.
- PERES, C., ANTÃO, M., PINHEIRO, P. M., MARQUES, H., CRISTÓVÃO, D., (2017). “Falência” empresarial, análise discriminante e Scoring – Uma visão geral. XVI Congresso Internacional de Contabilidade e Auditoria.
- PETTWAY, R., SINKEY, J. J. (1980). Establishing on-site banking examination priorities: An early warning system using accounting and market information. *Journal of Finance*, 35(1) 137–150.
- PIESSE, J., WOOD, D. (1992). Issues in Assessing MDA Models of Corporate Failure: A Research Note. *British Accounting Review*, 24 33–42.
- PIRES, A. B. (1995). *A Concordata, Uma Providência de Recuperação de Empresas*. (Dissertação de Mestrado Direito). Universidade Lusitana de Lisboa.
- POMPE, P., FEELDERS, A. (1997). Using Machine Learning, Neural Networks, and Statistics to Predict Corporate Bankruptcy. *Microcomputers in Civil Engineering*, 12 267–276.
- RADU, A. L., DIMITRIU, M. (2012). Emerging Markets Queries in Finance and Business – Scoring method applied to financing programs in the context of sustainable development. *Procedia Economics and Finance*, 3 527–535.
- Real Decreto Legislativo 1/2010 de 2 de julho, *Agencia Estatal Boletín Oficial del Estado*.
- REZNÁKOVÁ, M., KARAS, M. (2014). Bankruptcy Prediction Models: Can the prediction power of the models be improved by using dynamic indicators?. *Procedia Economics and Finance*, 565–574.

- RIVILLAS, C. S., GUTIÉRREZ, W. R., BETANCUR, J. C. G. (2012). Estimación del riesgo de crédito en empresas del sector real en Colombia. *Estudios gerenciales*, 28(124) 169–190.
- ROBU, M. A., ROBU, I. B. (2015). The influence of the audit report on the relevance of accounting information reported by listed Romanian companies. *Procedia Economics and Finance*, 20 562–570.
- SALLOUM, C., AZZI, G., GEBRAYEL, E. (2014). Audit Committee and Financial Distress in the Middle East Context: Evidence of the Lebanese Financial Institutions. *International Strategic Management Review*, 2 39–45.
- SÁNCHEZ, C. P., MONELOS, P. L., LÓPEZ, M. R. (2012). A parsimonious model to forecast financial distress, based on audit evidence. *Contaduría y Administración*, 58(4) 151–173.
- SANVICENTE, A, MINARDI, A. (1998). Identificação de indicadores contábeis significativos para previsão de concordata de empresas. *Ciencia y Técnica Administrativa*, Outubro.
- SEMEDO, D. P. V. (2009). *Credit Scoring: Aplicação da Regressão Logística Vs Redes Neurais Artificiais na Avaliação do Risco de Crédito do Mercado Cabo-Verdiano*. (Dissertação de Mestrado em Estatística e Gestão da Informação) Universidade Nova de Lisboa.
- SERRANO-CINCA, C., GUTIÉRREZ-NIETO, B. (2013). Partial Least Square Discriminant Analysis for bankruptcy prediction. *Decision Support Systems*, 54 1245–1255.
- SIEDLECKI, R. (2014). Forecasting Company Financial Distress Using the Gradient Measurement of Development and S-Curve. *Procedia Economics and Finance*, 12 597–606.
- SMARANDA, C. (2014). Scoring functions and bankruptcy prediction models – case study for Romanian companies. *Procedia Economics and Finance*, 10 217–226.
- SUN, J., LI, H. (2012). Financial distress prediction using support vector machines: Ensemble vs. individual. *Applied Soft Computing*, 12 2254–2265.
- SUNG, T., CHANG, N., LEE, G. (1999). Dynamics of modeling in data mining: Interpretive approach to bankruptcy prediction. *Journal of Management Information Systems*, 16(1) 63–85.

- SWICEGOOD, P., CLARK, J. A. (2001). Off-Site Monitoring for Predicting Bank under performance: A Comparison of Neural Networks, Discriminant Analysis and Professional Human Judgment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 10 169–186.
- TAFFLER, R. J. (1984). Empirical models for the monitoring of UK corporations. *Journal of Banking and Finance*, 8(2) 199–227.
- TAFFLER, R. J. (1982). Forecasting Company Failure in the UK using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. *Journal of the Royal Statistical Society, Series A* 145(3) 342–358.
- TAFFLER, R. J., TISSHAW, H. (1977). Going, Going, Gone. Four. *Accountancy*, March.
- TAKAHASHI, K., Y. KUROKAWA, K: WATASE (1984). Corporate bankruptcy prediction in Japan. *Journal of Banking and Finance*, 8(2) 229–247.
- TAM, K., KINAG, M. (1992). Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions. *Management Science*, 38(7) 926–947.
- THEODOSSIOU, P. T. (1991). Alternative Models for Assessing the Financial Condition of Business in Greece. *Journal of Business Finance and Accounting*, 18(5) 697–720.
- THIBAUT, J. P. (1989). Le Diagnostic D'entreprise. Guide Pratique. *Société D'edition et de Diffusion Pour L'information*.
- TSAI, C., CHENG, K. (2012). Simple instance selection for bankruptcy prediction. *Knowledge-Based Systems*, 27 333–342.
- TSAI, C., HSU, Y., YEN, D. C. (2014). A comparative study of classifier ensembles for bankruptcy prediction. *Applied Soft Computing*, 24 977–984.
- UNAL, T. (1988). An early warning model for predicting firm failure and bankruptcy. *Studies in Banking and Finance*, 7(141).
- VARETTO, F. (1998). Genetic Algorithms Applications in the Analysis of Insolvency Risk. *Journal of Banking and Finance*, 22(10-11) 1421–1439.
- WANG, Y., CAMPBELL, M. (2010). Do bankruptcy models really have predictive ability? Evidence using China publicly listed companies. *International Management Review*, 6(2).
- WU, Y., GAUNT, C., GRAY, S. (2010). A comparison of alternative bankruptcy prediction models. *Journal of Contemporary Accounting & Economics*, 6 34–45.

- XU, M., ZHANG, C. (2009). Bankruptcy Prediction: The Case of Japanese Listed Companies. *Review of Accounting Studies*, 14(4) 534–558.
- YANG, Z. R., PLATT, M. B., PLATT, H. D. (1999). Probabilistic Neural Networks in Bankruptcy Prediction. *Journal of Business Research*, 44 67–74.
- ZHOU, L., LAI, K. K., YEN, J. (2012). Empirical models based on features techniques for corporate financial distress prediction. *Computers and Mathematics with Applications*, 64 2484–2496.
- ZHOU, L. (2013). Performance of corporate bankruptcy prediction models on imbalanced dataset: The effect of sampling methods. *Knowledge-Based Systems*, 41 16–25.

APÊNDICES

APÊNDICE A – INDICADORES PRESENTES NOS MODELOS RECOLHIDOS

Tabela 46 - Indicadores Presentes nos Modelos Recolhidos

1	R1299	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
2	R2008	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
3	R1333 (Inverso)	$\frac{\text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
4	R1840	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
5	R1252	$\frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
6	NA	$\frac{\text{Prazo Médio de Rotação de Stocks (n - 2)}}{\text{Prazo Médio de Rotação de Stocks (n - 3)}}$
7	NA	<i>Desvio Padrão (4 Anos Vendas)</i>
8	R1904	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
9	R1187	$\frac{\text{Dívidas de Terceiros (DDTC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
10	R1289	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
11	R1994	$\frac{\text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO) - Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
12	R1651 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
13	R1300	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
14	R1957 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Despesas de Operação (DOP)}}$
15	R1698 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
16	R1772	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
17	R1699 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
18	R1165 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Inventários (INV)}}$
19	NA	$\log(\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)})$

20	R1674 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
21	R1354 (Inverso)	$\frac{\text{Capitais Permanentes (CPERM)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
22	R1995	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Inventários (INV)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
23	R1405	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Capital Social (CS)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
24	NA	$\frac{\text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Compras + IVA}}$
25	NA	Variação Taxa IVA
26	NA	$\frac{\text{Inventários (INV)} + \text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Adiantamento de Clientes}}{\text{Produção + IVA}}$
27	R1036	$\frac{\text{Activos Fixos Tangíveis (AFT)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
28	R1700 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
29	R1457 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Capital Próprio (CP)}}$
30	R1996	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Inventários (INV)} - \text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Despesas de Operação (DOP)}}$
31	R1450 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Capital Próprio (CP)}}$
32	R2009	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} - \text{Passivo Financeiro C (PFC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
33	NA	$\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Activo Não Corrente (ANC)}$
34	R1676 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
35	R2015	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
36	R1251	$\frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
37	R1667 (Inverso)	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
38	R1348 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Líquido (RL)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
39	R1531	$\frac{\text{Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
40	R1134	$\frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
41	R1097 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
42	R1848	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Capitais Permanentes (CPERM)}}$
43	R1331 (Inverso)	$\frac{\text{Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
44	R1647	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
45	R1694	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$

46	R1397	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Capital Social (CS)}}{\text{Capital Próprio (CP)}}$
47	R1688	$\frac{\text{Resultados Líquido (RL)} + \text{Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
48	R1175	$\frac{\text{Dividas de Terceiros Correntes (DDTC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
49	R1702 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
50	R1335 (Inverso)	$\frac{\text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
51	NA	$\frac{\text{Variação do Capital Próprio (CP)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
52	NA	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)} (n - 1)}{\text{Activo Total (AT)}(n - 1)}$
53	NA	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Número de Ações}}$
54	NA	$\frac{\text{Resultado Distribuídos}}{\text{Número de Ações}}$
55	R1355 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
56	R1327 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Capital Social (CS)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
57	R1344 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
58	R1438 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
59	R1337 (Inverso)	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
60	R1997 (Inverso)	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
61	NA	$\frac{\text{Taxa de Crescimento do Capital Próprio (CP)}}{\text{Taxa de Crescimento do Activo Total (AT)}}$
62	R1346 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
63	R1839	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Financeiros (RF)}}$
64	R1351 (Inverso)	$\frac{\text{CassFlow (CF)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
65	R2016	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
66	R1998	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)} + \text{Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
67	R1549	$\frac{\text{Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Capitais Permanentes (CPERM)}}$
68	NA	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)} + \text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Média Últimos 2 Anos Activo Total (AT)}}$
69	R1709	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Fundo de Maneio (FM)}}$
70	R1678	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
71	R1873	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Resultado Antes de Impostos (EBT)}}$

72	R1336	$\frac{\text{Passivo Total (PT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
73	R1705 (Inverso)	$\frac{\text{Cashflow (CF)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
74	R1684 (Inverso)	$\frac{\text{Capitais Permamnetes: Capital Próprio (CP) + Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
75	NA	$\frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Fundo de Maneio (FM)}}$
76	R1653 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
77	NA	<i>Sector: construção = 1, outros = 0</i>
78	NA	<i>Colaterais: sim = 1, Não = 0</i>
79	R1999	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
80	R2000	$\frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC) + Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
81	NA	Sector: distribuição = 1
82	R1649 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
83	R1656 (Inverso)	$\frac{\text{Cashflow (CF)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
84	R1339 (Inverso)	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
85	NA	$\frac{\text{Investimentos (INV) + Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
86	R2001	$\frac{\text{Capital Próprio (CP) – Resultdo Liquido (RL)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
87	R1692	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Custo de Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)}}$
88	R1109	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
89	R1112 (Inverso)	$\frac{\text{Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC) – Investimentos Financeiros}}$
90	R2002	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) – Activo Corrente (AC) + Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
91	NA	<i>Desvio Padrão (5 a 10 Anos Resultados)</i>
92	R1328 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
93	NA	<i>Activos Fixos Tangíveis (AFT)</i>

APÊNDICE B – RUBRICAS PRESENTES NAS DEMONSTRAÇÕES FINANCEIRAS, INFORMAÇÃO COMPLEMENTAR E MACROECONÓMICA

Tabela 47 - Demonstrações Financeiras e Informação Complementar

1	País
2	Sector
3	Ativo Intangível (AI)
4	Ativo Fixo Tangível (AFT)
5	Ativo Não Corrente (ANC)
6	Outros Activo NC (OANC)
7	Inventários (INV)
8	Dívidas de Terceiros C (DDTC)
9	Outro Activo C (OAC)
10	Depósitos Bancários e Caixa (DBC)
11	Activo Corrente (AC)
12	Activo Total (AT)
13	Capital Social (CS)
14	Outros Capitais Próprios (OCP)
15	Capital Próprio (CP)
16	Dívidas a Terceiros NC (DATNC)
17	Outro Passivo NC (OPNC)
18	Passivo Não Corrente (PCN)
19	Dívidas Financeiras C (DFC)
20	Dívidas a Terceiros C (DATC)
21	Outro Passivo C (OPC)
22	Passivo Corrente (PC)
23	Passivo Total (PT)
24	Proveitos Operacionais (PO)
25	Custo Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)
26	Margem Bruta (MB)
27	Gastos com o Pessoal (GP)
28	Outros Itens Operacionais: Fornec. e Serv. Externos e Outros (OIOP)
29	Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)
30	Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)
31	Resultado Operacional (EBIT)

32	Resultados Financeiros (RF)
33	Resultado Corrente (EBT)
34	Imposto s/ Rendimento do Exercício (ISR)
35	Resultado Líquido (RL)
36	Volume de Negócios (VN)
37	Juros Suportados (JS)
38	Fluxos de Caixa: Cash-Flow (CF)
39	Valor Acrescentado Bruto (VAB)
40	Despesas de operação: PO – EBT – ADE (DOP)
41	Capitais Permanentes: CP + PNC (CPER)
42	Fundo de Maneio: CPER - ANC (FM)
43	Necessidades de Fundo de Maneio: INV + DDTC – DATC (NFM)
44	Tesouraria Líquida: FM - NFM (TL)
45	Resultados Retidos: CP – CS (RRET)
46	Autofinanciamento: RL + ADE (AFIN)
47	Capital Investido: ANC + NFM + OAC + DBC (CINV)
48	Resultado Operacional Depois de Imposto (EBITDI)
49	Resultados Antes de Juros, Depreciações, Amortizações e depois de Impostos (EBITDADI)
50	Spread (TEF- TOT)
51	Prémio (RCP-TOT)

Tabela 48 - Informação Macroeconómica

1	País
2	Taxa Normal de IVA (TIVA)
3	Taxa das OT a 10 anos (TOT)
4	Volume de Negócio do Sector m€ (VNS)
5	Excedente Bruto de Exploração do Sector m€ (EBES)
6	Investimento no Sector m€ (IS)
7	PIB per Capita (PIBPC)
8	Défice / Excedente Público m€ (DEP)
9	Despesas das Administrações Públicas m€ (DAP)
10	Dívida Bruta das Administrações Públicas m€ (DBAP)
11	Dívida Externa Líquida m€ (DEL)
12	Exportações m€ (E)
13	Formação Bruta de Capital Fixo m€ (FBCF)
14	Importações m€ (IM)
15	Receitas das AP m€ (RAP)
16	Saldo da Balança Comercial m€ (SBCO)
17	Saldo da Balança Corrente m€ (SBCR)
18	Saldo da Balança de Capital m€ (SBCA)
19	Saldo da Balança Financeira m€ (SBF)
20	Índice de Mercado Fecho (IMF)

APÊNDICE C – INDICADORES MAIS FREQUENTEMENTE UTILIZADOS NA ANÁLISE FINANCEIRA EM PORTUGAL

Tabela 49 - Indicadores Mais Frequentemente Utilizados na Análise Económico-Financeira em Portugal

1	NA	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
2	NA	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Inventários (INV)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
3	R2017	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Inventários (INV)} - \text{Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
4	R1223	$\frac{\text{Outro Activo C (OAC)} - \text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Outro Passivo C (OPC)}}$
5	R1711 (Inverso)	$\frac{\text{Tesouraria Liquida (TL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
6	R1321 (Inverso)	$\frac{\text{Tesouraria Liquida (TL)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
7	NA	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
8	NA	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
9	R2012	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
10	NA	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
11	R1009	$\frac{\text{Activos Fixos Tangíveis (AFT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
12	NA	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
13	R1135	$\frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
14	R2013	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}$
15	R2014	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
16	R2010	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}$
17	NA	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
18	R1106	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
19	R2005 (Inverso)	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Necessidades Cíclicas (NC)}}$
20	R1147	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Inventários (INV)}}$

21	R1148 (Inverso)	$\frac{\text{Custo de Mercadorias Vend. e Mat\u00e9rias Cons. (CMVMC)}}{\text{Invent\u00e1rios (INV)}}$
22	NA	$\frac{\text{Invent\u00e1rios (INV)}}{\text{Custo de Mercadorias Vend. e Mat\u00e9rias Cons. (CMVMC)}}$
23	NA	$\frac{\text{Div\u00eddas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO) * (1 + IVA)}}$
24	NA	$\frac{\text{Div\u00eddas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Custo de Mercadorias Vend. e Mat\u00e9rias Cons. (CMVMC) + Outros Itens Operacionais (OIOP) * (1 + IVA)}}$
25	NA	$DLCE = PMR + PMI - PMP$
26	R1710 (Inverso)	$\frac{\text{Necessidades de Fundo de Maneio (NFM)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
27	NA	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Capital Pr\u00f3prio (CP)}}$
28	NA	$\frac{\text{Resultado Operacional (EBIT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
29	NA	$\frac{\text{Resultado Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
30	NA	$\frac{\text{Resultado Operacional (EBIT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
31	NA	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
32	R1696 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Deprecia\u00e7\u00f5es e Amortiza\u00e7\u00f5es (EBITDA)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
33	NA	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
34	R1743 (Inverso)	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
35	NA	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
36	R1745	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
37	NA	$\frac{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}{\text{Activo Fixo Tang\u00edvel (AFT)}}$
38	NA	$\frac{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}$
39	R1845 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
40	R2006	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) + Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
41	R2007	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) + Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Capital Investido}}$
42	R1872 (Inverso)	$\frac{\text{Imposto s/ Resultados (ISR)}}{\text{Resultado Antes de Impostos (EBT)}}$
43	A4	$\frac{\text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
44	NA	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
45	R1861 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Resultados Financeiros (RF)}}$
46	R1681 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$

APÊNDICE D – INDICADORES SELECIONADOS POR CLUSTER PARA DERIVAÇÃO DE FUNÇÕES

Tabela 50 - Indicadores Seleccionados Cluster Macroeconómicos

Resumo: Indicadores por cluster na amostra de cada modelo								
		Global	CAE C	CAE F	CAE G	Portugal VPC	Portugal NPC	Portugal PCL
R131	<u>Volume de Negócios do Sector m€ (VNS m€)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>							2
R163	<u>Volume de Negócios do Sector (VNS)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2	2		2	2	2	
R407	<u>Despesas das Administrações Públicas (DAP)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>							2
R439	<u>Despesas das Administrações Públicas (DAP)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2	2	2	3	2	2	
R451	<u>Dívida Bruta das Adm. Públicas (DBAP)</u> <u>Ativo Intangível (AI)</u>				4			
R453	<u>Dívida Bruta das Adm. Públicas (DBAP)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>				5			3
R467	<u>Dívida Bruta das Administrações Públicas (DBAP)</u> <u>Dívidas Financeiras – C</u>				6			
R485	<u>Divida Bruta das Adm. Publicas M€ (DBAP M€)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	3	3	3	3	3	3	
R499	<u>Dívida Externa Líquida (DEL)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>							3
R531	<u>Dívida Externa Líquida (DEL)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	3	3	2	3	3	3	
R545	<u>Exportações (E)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>							2
R577	<u>Exportações M€ (E M€)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2	2	2	3	2	2	
R623	<u>Formação Bruta de Capital Fixo m€ (FBCF m€)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2		2	3			
R683	<u>Receitas das Adm. Públicas (RAP)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>							2
R715	<u>Receitas das Adm. Públicas (RAP)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2	2	2	3	2	2	

- Detalhe dos Indicadores de cada Cluster por Modelo

Global

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	775	99,10%
2	5	99,74%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

CAE C

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	776	99,23%
2	4	99,74%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

CAE F

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	776	99,23%
2	5	99,87%
3	1	100,00%
More	0	100,00%

CAE G

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	772	98,72%
2	1	98,85%
3	6	99,62%
4	1	99,74%
5	1	99,87%
6	1	100,00%
More	0	100,00%

Portugal VPC

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	776	99,23%
2	4	99,74%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

Portugal PLC

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	776	99,23%
2	4	99,74%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

Portugal NPC

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	776	99,23%
2	4	99,74%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

Tabela 51 - Indicadores Seleccionados Cluster Análise Financeira e Estudos Anteriores

A4	$\frac{\text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1009	$\frac{\text{Activos Fixos Tangíveis (AFT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R1036	$\frac{\text{Activos Fixos Tangíveis (AFT)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
R1097 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
R1106	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
R1109	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
R1112 (Inverso)	$\frac{\text{Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC) – Investimentos Financeiros}}$
R1134	$\frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
R1135	$\frac{\text{Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$

R1147	<u>Proveitos Operacionais (PO)</u> <u>Invetnários (INV)</u>
R1148 (Inverso)	<u>Custo de Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)</u> <u>Invetnários (INV)</u>
R1165 (Inverso)	<u>Fundo de Maneio (FM)</u> <u>Inventários (INV)</u>
R1175	<u>Dividas de Terceiros Correntes (DDTC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1187	<u>Dívidas de Terceiros (DDTC)</u> <u>Proveitos Operacionais (PO)</u>
R1223	<u>Outro Activo C (OAC) – Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Outro Passivo C (OPC)</u>
R1251	<u>Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Activo Corrente (AC)</u>
R1252	<u>Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1289	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1299	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Passivo Corrente (PC)</u>
R1300	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Passivo Total (PT)</u>
R1321 (Inverso)	<u>Tesouraria Liquida (TL)</u> <u>Activo Corrente (AC)</u>
R1327 (Inverso)	<u>Capital Próprio (CP) – Capital Social (CS)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1328 (Inverso)	<u>Capital Próprio (CP)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1331 (Inverso)	<u>Passivo Não Corrente (PNC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1333 (Inverso)	<u>Dividas a Terceiros C (DATC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1335 (Inverso)	<u>Passivo Corrente (PC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1336	<u>Passivo Total (PT)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1337 (Inverso)	<u>Proveitos Operacionais (PO)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1339 (Inverso)	<u>Margem Bruta (MB)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1344 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1346 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Impostos (EBT)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1348 (Inverso)	<u>Resultados Liquido (RL)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1351 (Inverso)	<u>CashFlow (CF)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1354 (Inverso)	<u>Capitais Permanentes (CPERM)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1355 (Inverso)	<u>Fundo de Maneio (FM)</u> <u>Activo Total (AT)</u>

R1397	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Capital Social (CS)}}{\text{Capital Próprio (CP)}}$
R1405	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)} - \text{Capital Social (CS)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1438 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1450 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Capital Próprio (CP)}}$
R1457 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Capital Próprio (CP)}}$
R1531	$\frac{\text{Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1549	$\frac{\text{Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Capitais Permanentes (CPERM)}}$
R1647	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1649 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1651 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1653 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1656 (Inverso)	$\frac{\text{Cashflow (CF)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1667 (Inverso)	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1674 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1676 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1678	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1681 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1684 (Inverso)	$\frac{\text{Capitais Permanentes: Capital Próprio (CP) + Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1688	$\frac{\text{Resultados Líquido (RL) + Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1692	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Custo de Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)}}$
R1694	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1696 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1698 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1699 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1700 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1702 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$

R1705 (Inverso)	$\frac{\text{Cashflow (CF)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1709	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Fundo de Maneio (FM)}}$
R1710 (Inverso)	$\frac{\text{Necessidades de Fundo de Maneio (NFM)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1711 (Inverso)	$\frac{\text{Tesouraria Liquida (TL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1743 (Inverso)	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
R1745	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
R1772	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
R1839	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Financeiros (RF)}}$
R1840	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
R1845 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
R1848	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Capitais Permanentes (CPERM)}}$
R1861 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Resultados Financeiros (RF)}}$
R1872 (Inverso)	$\frac{\text{Imposto s/ Resultados (ISR)}}{\text{Resultado Antes de Impostos (EBT)}}$
R1873	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Resultado Antes de Impostos (EBT)}}$
R1904	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
R1957 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Despesas de Operação (DOP)}}$
R1994	$\frac{\text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO) – Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
R1995	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1996	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV) – Passivo Corrente (PC)}}{\text{Despesas de Operação (DOP)}}$
R1997 (Inverso)	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Passivo Corrente (PC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R1998	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT) + Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R1999	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2000	$\frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC) + Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R2001	$\frac{\text{Capital Próprio (CP) – Resultdo Liquido (RL)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R2002	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) – Activo Corrente (AC) + Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2005 (Inverso)	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Necessidades Cíclicas (NC)}}$

R2006	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)} + \text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2007	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)} + \text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Capital Investido}}$
R2008	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
R2009	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} - \text{Passivo Financeiro C (PFC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R2010	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}$
R2012	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2013	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}$
R2014	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R2015	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R2016	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R2017	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Inventários (INV)} - \text{Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$

Tabela 52 - Indicadores Selecionados Cluster Demonstrações Financeiras

Resumo: Indicadores por cluster na amostra de cada modelo								
		Global	CAE C	CAE F	CAE G	Portugal VPC	Portugal NPC	Portugal PCL
R1200	$\frac{\text{Dívidas de Terceiros} - \text{C (DDTC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2		2	2			
R1277	$\frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$		2			2		
R1314	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2	2	2	2	2	2	
R1350	$\frac{\text{Activo Total (AT)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2	2	2	2	2	2	
R1419	$\frac{\text{Res. Retidos ou Outros Cap. Próprios (OCP)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$		2			2		
R1452	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$		2			2		
R1602	$\frac{\text{Dívidas a Terceiros} - \text{C (DATC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2		2				
R1629	$\frac{\text{Outro Passivo} - \text{C (OPC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2		2	2			
R1655	$\frac{\text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2		2	2			
R1680	$\frac{\text{Passivo Total (PT)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2		2	2			
R1704	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	3	2	3	3	2	3	
R1727	$\frac{\text{Custo Merc. Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2	3	2	3	3	2	
R1749	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$	2	3	2				

R1809	<u>Res. Antes de Juros, Imp. Dep. e Amort. (EBITDA)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2		2				
R1827	<u>Amort. e Dep. do Exercício (ADE)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	2		2				
R1914	<u>Volume de Negócios (VN)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>	3	2	3	3	2	3	
R958	<u>Activo Intangível (AI)</u> <u>Outros Activos Não Correntes (OANC)</u>							2

- Detalhe dos Indicadores de cada Cluster por Modelo

Global

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	948	98,65%
2	11	99,79%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

CAE C

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	952	99,06%
2	7	99,79%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

CAE F

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	948	98,65%
2	11	99,79%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

CAE G

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	952	99,06%
2	6	99,69%
3	3	100,00%
More	0	100,00%

Portugal VPC

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	953	99,17%
2	7	99,90%
3	1	100,00%
More	0	100,00%

Portugal PLC

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	960	99,90%
2	1	100,00%
More	0	100,00%

Portugal NPC

Cluster	N.º de Indicadores	% Acumulada de Indicadores
1	956	99,48%
2	3	99,79%
3	2	100,00%
More	0	100,00%

APÊNDICE E – ÍNDICE GLOBAL DE INDICADORES

Tabela 53 - Indicadores Utilizados

A4	$\frac{\text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R131	$\frac{\text{Volume de Negócios do Sector m€ (VNS m€)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R163	$\frac{\text{Volume de Negócios do Sector (VNS)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R407	$\frac{\text{Despesas das Administrações Públicas (DAP)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R439	$\frac{\text{Despesas das Administrações Públicas (DAP)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R451	$\frac{\text{Dívida Bruta das Administrações Públicas (DBAP)}}{\text{Ativo Intangível (AI)}}$
R453	$\frac{\text{Dívida Bruta das Administrações Públicas (DBAP)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R467	$\frac{\text{Dívida Bruta das Administrações Públicas (DBAP)}}{\text{Dívidas Financeiras – C}}$
R485	$\frac{\text{Dívida Bruta das Administrações Públicas M€ (DBAP M€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R499	$\frac{\text{Dívida Externa Líquida (DEL)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R531	$\frac{\text{Dívida Externa Líquida (DEL)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R545	$\frac{\text{Exportações (E)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R577	$\frac{\text{Exportações M€ (E M€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R623	$\frac{\text{Formação Bruta de Capital Fixo m€ (FBCF m€)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R683	$\frac{\text{Receitas das Administrações Públicas (RAP)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R715	$\frac{\text{Receitas das Administrações Públicas (RAP)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R958	$\frac{\text{Activo Intangível (AI)}}{\text{Outros Activos Não Correntes (OANC)}}$
R1009	$\frac{\text{Activos Fixos Tangíveis (AFT)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R1036	$\frac{\text{Activos Fixos Tangíveis (AFT)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
R1097 (Inverso)	$\frac{\text{Capital Próprio (CP)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
R1106	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$
R1109	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Activo Não Corrente (ANC)}}$

R1112 (Inverso)	<u>Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)</u> <u>Activo Não Corrente (ANC) – Investimentos Financeiros</u>
R1333 (Inverso)	<u>Dividas a Terceiros C (DATC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1134	<u>Inventários (INV)</u> <u>Activo Corrente (AC)</u>
R1135	<u>Inventários (INV)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1147	<u>Proveitos Operacionais (PO)</u> <u>Invetnários (INV)</u>
R1148 (Inverso)	<u>Custo de Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)</u> <u>Invetnários (INV)</u>
R1165 (Inverso)	<u>Fundo de Maneio (FM)</u> <u>Inventários (INV)</u>
R1175	<u>Dividas de Terceiros Correntes (DDTC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1187	<u>Dívidas de Terceiros (DDTC)</u> <u>Proveitos Operacionais (PO)</u>
R1200	<u>Dívidas de Terceiros – C (DDTC)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>
R1223	<u>Outro Activo C (OAC) – Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Outro Passivo C (OPC)</u>
R1251	<u>Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Activo Corrente (AC)</u>
R1252	<u>Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1277	<u>Depósitos Bancários e Caixa (DBC)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>
R1289	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1299	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Passivo Corrente (PC)</u>
R1300	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Passivo Total (PT)</u>
R1314	<u>Activo Corrente (AC)</u> <u>Juros Suportados (JS)</u>
R1321 (Inverso)	<u>Tesouraria Liquida (TL)</u> <u>Activo Corrente (AC)</u>
R1327 (Inverso)	<u>Capital Próprio (CP) – Capital Social (CS)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1328 (Inverso)	<u>Capital Próprio (CP)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1331 (Inverso)	<u>Passivo Não Corrente (PNC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1335 (Inverso)	<u>Passivo Corrente (PC)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1336	<u>Passivo Total (PT)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1337 (Inverso)	<u>Proveitos Operacionais (PO)</u> <u>Activo Total (AT)</u>
R1339 (Inverso)	<u>Margem Bruta (MB)</u> <u>Activo Total (AT)</u>

R1344 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)</u> Activo Total (AT)
R1346 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Impostos (EBT)</u> Activo Total (AT)
R1348 (Inverso)	<u>Resultados Liquido (RL)</u> Activo Total (AT)
R1350	<u>Activo Total (AT)</u> Juros Suportados (JS)
R1351 (Inverso)	<u>CassFlow (CF)</u> Activo Total (AT)
R1354 (Inverso)	<u>Capitais Permanentes (CPERM)</u> Activo Total (AT)
R1355 (Inverso)	<u>Fundo de Maneio (FM)</u> Activo Total (AT)
R1397	<u>Capital Próprio (CP) – Capital Social (CS)</u> Capital Próprio (CP)
R1405	<u>Capital Próprio (CP) – Capital Social (CS)</u> Passivo Total (PT)
R1419	<u>Resultados Retidos ou Outros Capitais Próprios (OCP)</u> Juros Suportados (JS)
R1438 (Inverso)	<u>Capital Próprio (CP)</u> Passivo Total (PT)
R1450 (Inverso)	<u>Resultado Liquido (RL)</u> Capital Próprio (CP)
R1452	<u>Capital Próprio (CP)</u> Juros Suportados (JS)
R1457 (Inverso)	<u>Fundo de Maneio (FM)</u> Capital Próprio (CP)
R1531	<u>Passivo Não Corrente (PNC)</u> Passivo Total (PT)
R1549	<u>Passivo Não Corrente (PNC)</u> Capitais Permanentes (CPERM)
R1602	<u>Dívidas a Terceiros – C (DATC)</u> Juros Suportados (JS)
R1629	<u>Outro Passivo – C (OPC)</u> Juros Suportados (JS)
R1647	<u>Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)</u> Passivo Corrente (PC)
R1649 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)</u> Passivo Corrente (PC)
R1651 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Impostos (EBT)</u> Passivo Corrente (PC)
R1653 (Inverso)	<u>Resultado Liquido (RL)</u> Passivo Corrente (PC)
R1655	<u>Passivo Corrente (PC)</u> Juros Suportados (JS)
R1656 (Inverso)	<u>Cashflow (CF)</u> Passivo Corrente (PC)
R1667 (Inverso)	<u>Proveitos Operacionais (PO)</u> Passivo Total (PT)
R1674 (Inverso)	<u>Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)</u> Passivo Total (PT)

R1676 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1678	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1680	$\frac{\text{Passivo Total (PT)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1681 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1684 (Inverso)	$\frac{\text{Capitais Permanentes: Capital Próprio (CP) + Passivo Não Corrente (PNC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1688	$\frac{\text{Resultados Líquido (RL) + Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R1692	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Custo de Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)}}$
R1694	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1696 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1698 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1699 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1700 (Inverso)	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1702 (Inverso)	$\frac{\text{Resultado Líquido (RL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1704	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1705 (Inverso)	$\frac{\text{Cashflow (CF)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1709	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Fundo de Maneio (FM)}}$
R1710 (Inverso)	$\frac{\text{Necessidades de Fundo de Maneio (NFM)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1711 (Inverso)	$\frac{\text{Tesouraria Líquida (TL)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R1727	$\frac{\text{Custo Mercadorias Vend. e Matérias Cons. (CMVMC)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1743 (Inverso)	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
R1745	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
R1749	$\frac{\text{Margem Bruta (MB)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1772	$\frac{\text{Gastos com o Pessoal (GP)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
R1809	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1827	$\frac{\text{Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1839	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Financeiros (RF)}}$

R1840	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT)}}$
R1845 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
R1848	$\frac{\text{Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}{\text{Capitais Permanentes (CPERM)}}$
R1861 (Inverso)	$\frac{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}{\text{Resultados Financeiros (RF)}}$
R1872 (Inverso)	$\frac{\text{Imposto s/ Resultados (ISR)}}{\text{Resultado Antes de Impostos (EBT)}}$
R1873	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Resultado Antes de Impostos (EBT)}}$
R1904	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL)}}{\text{Valor Acrescentado Bruto (VAB)}}$
R1914	$\frac{\text{Volume de Negócios (VN)}}{\text{Juros Suportados (JS)}}$
R1957 (Inverso)	$\frac{\text{Fundo de Maneio (FM)}}{\text{Despesas de Operação (DOP)}}$
R1994	$\frac{\text{Passivo Corrente (PC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO) – Resultados Antes de Juros e Impostos (EBIT)}}$
R1995	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R1996	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV) – Passivo Corrente (PC)}}{\text{Despesas de Operação (DOP)}}$
R1997 (Inverso)	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Passivo Corrente (PC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R1998	$\frac{\text{Resultados Antes de Impostos (EBT) + Amortizações e Depreciações do Exercício (ADE)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R1999	$\frac{\text{Activo Corrente (AC) – Inventários (INV)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2000	$\frac{\text{Depósitos Bancários e Caixa (DBC) + Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R2001	$\frac{\text{Capital Próprio (CP) – Resultdo Liquido (RL)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R2002	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) – Activo Corrente (AC) + Depósitos Bancários e Caixa (DBC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2005 (Inverso)	$\frac{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}{\text{Necessidades Cíclicas (NC)}}$
R2006	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) + Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2007	$\frac{\text{Resultado Liquido (RL) + Resultados Financeiros (RF)}}{\text{Capital Investido}}$
R2008	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC) + Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Activo Corrente (AC)}}$
R2009	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC) – Passivo Financeiro C (PFC)}}{\text{Passivo Total (PT)}}$
R2010	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC) + Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Fluxos de Caixa (CF)}}$
R2012	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC) + Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Activo Total (AT)}}$
R2013	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC) + Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Resultados Antes de Juros, Impostos, Depreciações e Amortizações (EBITDA)}}$

R2014	$\frac{\text{Dividas a Terceiros NC (DATNC)} + \text{Dividas Financeiras C (DFC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R2015	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$
R2016	$\frac{\text{Dividas de Terceiros C (DDTC)} - \text{Dividas a Terceiros C (DATC)}}{\text{Proveitos Operacionais (PO)}}$
R2017	$\frac{\text{Activo Corrente (AC)} - \text{Inventários (INV)} - \text{Dividas de Terceiros C (DDTC)}}{\text{Passivo Corrente (PC)}}$

APÊNDICE F – OUTPUTS SPSS: DERIVAÇÃO DE FUNÇÕES

- **Modelo Global**

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF
 /METHOD=FSSTEP(LR) A4 R1009 R1106 R1135 R1147 R1148 R1223 R1321 R1696 R1710 R1711 R1745
 R1845
 R1861 R1872 R2005 R2006 R2007 R2010 R2013 R2014 R2017 R1036 R1097 R1109 R1112 R1134 R1165
 R1175
 R1187 R1251 R1252 R1289 R1299 R1327 R1328 R1331 R1333 R1335 R1336 R1337 R1339 R1346 R1348
 R1354
 R1355 R1397 R1405 R1438 R1450 R1457 R1531 R1549 R1647 R1651 R1653 R1667 R1676 R1678 R1684
 R1688
 R1692 R1694 R1698 R1699 R1700 R1702 R1705 R1709 R1772 R1839 R1840 R1848 R1873 R1904 R1957
 R1994
 R1995 R1996 R1997 R1998 R1999 R2000 R2001 R2002 R2008 R2009 R2015 R2016 R131 R163 R407
 R451 R453
 R467 R485 R499 R531 R545 R623 R683 R1200 R1277 R1314 R1350 R1419 R1452 R1602 R1629 R1655
 R1680
 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914 R958
 /CASEWISE OUTLIER(2)
 /PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)
 /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).

Regressão logística

Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Histórico de iteração^{a,b,c,d,e}

Iteração	Verossimilhança de log -2	Coeficientes							
		Constante	R1997	R2002	R1252	R1135	R1333	R2009	
Etapa 6	1	522,037	2,47	4,803	3,773	-2,975	0,575	-0,017	0,776
	2	455,247	4,285	7,537	6,456	-4,662	1,199	-0,036	1,123
	3	444,048	5,347	9,184	7,993	-5,441	1,518	-0,05	1,379
	4	443,499	5,633	9,649	8,404	-5,61	1,6	-0,054	1,457
	5	443,498	5,65	9,679	8,428	-5,618	1,605	-0,054	1,462
	6	443,498	5,65	9,679	8,428	-5,618	1,605	-0,054	1,462

a. Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

b. A constante está incluída no modelo.

c. Log-verossimilhança -2 inicial: 910,211

d. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

e. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 6	Etapa	5,824	1	0,016
	Bloco	466,713	6	0
	Modelo	466,713	6	0

Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	652,138 ^a	0,324	0,433
2	482,822 ^b	0,478	0,638
3	462,689 ^b	0,493	0,659
4	455,509 ^b	0,499	0,666
5	449,321 ^b	0,504	0,672
6	443,498 ^b	0,508	0,678

a. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

b. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	11,024	8	0,2
2	14,78	8	0,064
3	20,038	8	0,01
4	17,677	8	0,024
5	16,064	8	0,041
6	18,506	8	0,018

Matriz de correlações

		Constante	R1997	R2002	R1252	R1135	R1333	R2009
Etapa 6	Constante	1	0,578	0,91	-0,691	-0,066	-0,352	-0,218
	R1135	-0,066	0,039	0,221	0,107	1	0,068	-0,044
	R1252	-0,691	-0,461	-0,539	1	0,107	0,151	0,175
	R1333	-0,352	-0,263	-0,285	0,151	0,068	1	-0,323
	R1997	0,578	1	0,627	-0,461	0,039	-0,263	0,227
	R2002	0,91	0,627	1	-0,539	0,221	-0,285	-0,057
	R2009	-0,218	0,227	-0,057	0,175	-0,044	-0,323	1

Variáveis não presentes na equação^a

		Escore	df	Sig.	
Etapa 6	Variáveis	A4	0,51	1	0,475
		R1009	1,393	1	0,238
		R1106	0,268	1	0,605
		R1147	0,018	1	0,894
		R1148	0,549	1	0,459
		R1223	0	1	0,999
		R1321	0,792	1	0,374
		R1696	2,316	1	0,128
		R1710	1,131	1	0,288
		R1711	0,07	1	0,791
		R1745	0,002	1	0,968
		R1845	0,04	1	0,842
		R1861	0,209	1	0,648
		R1872	0,029	1	0,864
		R2005	0,11	1	0,74
		R2006	0,415	1	0,52
		R2007	0,663	1	0,415
		R2010	1,271	1	0,26
		R2013	0,093	1	0,761
		R2014	1,378	1	0,24
		R2017	0,004	1	0,949
		R1036	0,21	1	0,647
		R1097	0,044	1	0,834
		R1109	0,899	1	0,343
		R1112	0,861	1	0,354
		R1134	1,819	1	0,177
		R1165	0,487	1	0,485
		R1175	0,13	1	0,718
		R1187	0,116	1	0,733
		R1251	0,742	1	0,389
		R1289	0,237	1	0,627
		R1299	0,082	1	0,775
		R1327	0,028	1	0,867
		R1328	0,087	1	0,769
R1331	1,668	1	0,197		
R1335	0,144	1	0,704		
R1336	0,209	1	0,648		
R1337	0,15	1	0,699		
R1339	0,621	1	0,431		
R1346	0,342	1	0,558		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 6	Variáveis	R1348	0,956	1	0,328
		R1354	0,016	1	0,898
		R1355	0,845	1	0,358
		R1397	0,595	1	0,441
		R1405	0,709	1	0,4
		R1438	0,209	1	0,648
		R1450	1,197	1	0,274
		R1457	0,875	1	0,349
		R1531	0,045	1	0,832
		R1549	0,056	1	0,813
		R1647	1,788	1	0,181
		R1651	0,32	1	0,571
		R1653	1,219	1	0,27
		R1667	0,103	1	0,749
		R1676	0,284	1	0,594
		R1678	0,771	1	0,38
		R1684	0,015	1	0,904
		R1688	0,794	1	0,373
		R1692	2,868	1	0,09
		R1694	1,641	1	0,2
		R1698	3,652	1	0,056
		R1699	0,048	1	0,826
		R1700	0,675	1	0,411
		R1702	0,545	1	0,46
		R1705	2,387	1	0,122
		R1709	0,56	1	0,454
		R1772	0,318	1	0,573
		R1839	0,15	1	0,699
		R1840	0,429	1	0,512
		R1848	0,518	1	0,472
		R1873	0,183	1	0,668
		R1904	0,441	1	0,507
		R1957	0,552	1	0,457
		R1994	0,735	1	0,391
		R1995	0,041	1	0,839
		R1996	0,301	1	0,583
R1998	0,022	1	0,882		
R1999	0,236	1	0,627		
R2000	0,145	1	0,704		
R2001	0,24	1	0,624		
R2008	0,828	1	0,363		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 6	Variáveis	R2015	0,948	1	0,33
		R2016	0,187	1	0,665
		R131	1,145	1	0,285
		R163	2,506	1	0,113
		R407	1,186	1	0,276
		R451	1,369	1	0,242
		R453	1,203	1	0,273
		R467	0,953	1	0,329
		R485	3,045	1	0,081
		R499	1,212	1	0,271
		R531	1,994	1	0,158
		R545	1,167	1	0,28
		R623	1,399	1	0,237
		R683	1,185	1	0,276
		R1200	0,217	1	0,641
		R1277	0,298	1	0,585
		R1314	0,228	1	0,633
		R1350	0,225	1	0,635
		R1419	0,182	1	0,669
		R1452	0,197	1	0,657
		R1602	0,173	1	0,677
		R1629	0,295	1	0,587
		R1655	0,229	1	0,632
		R1680	0,225	1	0,635
		R1704	0,229	1	0,632
		R1727	0,27	1	0,603
		R1749	0,197	1	0,657
		R1809	0,173	1	0,677
		R1827	0,176	1	0,675
		R1914	0,231	1	0,631
R958	0,001	1	0,977		

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.

- **Portugal (VPC)**

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF
/METHOD=FSSTEP(LR) A4 R1009 R1106 R1147 R1148 R1223 R1321 R1681 R1696 R1710 R1711 R1743
R1745
R1845 R1861 R2005 R2007 R2010 R2013 R2014 R2017 R1036 R1109 R1112 R1165 R1175 R1187 R1299
R1300
R1327 R1328 R1331 R1335 R1337 R1339 R1344 R1348 R1351 R1355 R1397 R1450 R1457 R1531 R1647
R1649
R1651 R1653 R1656 R1667 R1674 R1678 R1688 R1692 R1694 R1698 R1699 R1700 R1702 R1705 R1709
R1772
R1839 R1848 R1873 R1904 R1957 R1994 R1995 R1996 R2000 R2001 R2002 R2008 R2015 R2016 R131
R163 R407
R439 R451 R453 R467 R485 R499 R531 R545 R577 R623 R683 R715 R1200 R1277 R1314 R1350 R1419
R1602
R1629 R1655 R1680 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914 R958
/CLASSPLOT
/CASEWISE OUTLIER(2)
/PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)
/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
```

Regressão logística
Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Iteração		Verossimilhança de log -2	Coeficientes			
			Constante	R1300	R1301	R1302
Etapa 7	1	116,654	0,151	0,736	1,715	-0,003
	2	79,784	-0,718	2,236	2,817	-0,004
	3	51,046	-1,539	4,671	5,085	-0,004
	4	35,472	-2,182	7,714	8,229	-0,005
	5	27,444	-2,819	11,444	12,092	-0,007
	6	23,672	-3,5	15,836	16,667	-0,009
	7	22,496	-4,062	19,829	20,933	-0,012
	8	22,338	-4,355	21,965	23,244	-0,013
	9	22,333	-4,414	22,385	23,698	-0,013
	10	22,333	-4,416	22,397	23,711	-0,013
	11	22,333	-4,416	22,397	23,711	-0,013

- Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)
- A constante está incluída no modelo.
- Log-verossimilhança -2 inicial: 162,120
- Estimação finalizada no número de iteração 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- Estimação finalizada no número de iteração 10 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

f. Estimação finalizada no número de iteração 11 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 7	Etapa	4,085	1	0,043
	Bloco	139,786	3	0
	Modelo	139,786	3	0

a. Um valor de qui-quadrados negativos indica que o valor de qui-quadrado diminuiu a partir da etapa anterior.

Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	64,052 ^a	0,568	0,757
2	54,377 ^b	0,602	0,803
3	37,764 ^c	0,655	0,873
4	40,440 ^a	0,647	0,862
5	25,915 ^b	0,688	0,917
6	26,418 ^b	0,686	0,915
7	22,333 ^c	0,697	0,93

a. Estimação finalizada no número de iteração 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

b. Estimação finalizada no número de iteração 10 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

c. Estimação finalizada no número de iteração 11 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	10,014	8	0,264
2	9,325	8	0,316
3	1,999	8	0,981
4	2,628	8	0,955
5	3,01	8	0,934
6	3,481	8	0,901
7	1,307	8	0,995

Matriz de correlações

		Constante	R1300	R2002	R1710
Etapa 7	Constante	1	-0,561	-0,272	0,111
	R1710	0,111	-0,549	-0,587	1
	R1300	-0,561	1	0,943	-0,549
	R2002	-0,272	0,943	1	-0,587

Variáveis não presentes na equação^a

		Escore	df	Sig.	
Etapa 7 ^c	Variáveis	A4	0,438	1	0,508
		R1009	0,008	1	0,929
		R1106	0,066	1	0,797
		R1147	0,04	1	0,842
		R1148	0,056	1	0,812
		R1223	1,467	1	0,226
		R1321	0,008	1	0,929
		R1681	0,02	1	0,887
		R1696	0,7	1	0,403
		R1711	0,188	1	0,664
		R1743	0,273	1	0,601
		R1745	1,219	1	0,27
		R1845	1,869	1	0,172
		R1861	0,039	1	0,844
		R2005	0,002	1	0,961
		R2007	0,1	1	0,752
		R2010	0,218	1	0,641
		R2013	0,014	1	0,907
		R2014	0,209	1	0,648
		R2017	0,525	1	0,469
		R1036	0,033	1	0,855
		R1109	0,015	1	0,902
		R1112	0,004	1	0,951
		R1165	0,009	1	0,925
		R1175	1,718	1	0,19
		R1187	0	1	0,991
		R1299	0	1	1
		R1327	0,099	1	0,753
		R1328	1,035	1	0,309
		R1331	0,023	1	0,879
		R1335	0,092	1	0,761
		R1337	0	1	0,983
R1339	0,011	1	0,915		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 7 ^c	Variáveis	R1344	0,005	1	0,943
		R1348	1,106	1	0,293
		R1351	0	1	0,988
		R1355	1,447	1	0,229
		R1397	1,349	1	0,245
		R1450	0,041	1	0,839
		R1457	2,034	1	0,154
		R1531	0,111	1	0,739
		R1647	0,083	1	0,773
		R1649	0,327	1	0,568
		R1651	1,496	1	0,221
		R1653	1,116	1	0,291
		R1656	0,001	1	0,972
		R1667	0,002	1	0,969
		R1674	0,084	1	0,771
		R1678	1,176	1	0,278
		R1688	0,135	1	0,713
		R1692	1,122	1	0,289
		R1694	1,428	1	0,232
		R1698	0,459	1	0,498
		R1699	0,004	1	0,949
		R1700	2,894	1	0,089
		R1702	1,08	1	0,299
		R1705	0,594	1	0,441
		R1709	1,359	1	0,244
		R1772	0,045	1	0,832
		R1839	0,002	1	0,966
		R1848	0,77	1	0,38
		R1873	0,435	1	0,51
		R1904	0,003	1	0,957
		R1957	1,401	1	0,237
		R1994	0,027	1	0,87
R1995	0,242	1	0,623		
R1996	0,076	1	0,782		
R2000	0,027	1	0,869		
R2001	2,711	1	0,1		
R2008	1,35	1	0,245		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 7 ^c	Variáveis	R2015	0,315	1	0,574
		R2016	0,003	1	0,953
		R131	1,331	1	0,249
		R163	0,371	1	0,542
		R407	1,668	1	0,197
		R439	0,363	1	0,547
		R451	0,468	1	0,494
		R453	1,668	1	0,197
		R467	0,444	1	0,505
		R485	0,363	1	0,547
		R499	1,668	1	0,197
		R531	0,363	1	0,547
		R545	1,668	1	0,197
		R577	0,363	1	0,547
		R623	0,363	1	0,547
		R683	1,668	1	0,197
		R715	0,363	1	0,547
		R1200	0,052	1	0,82
		R1277	0,172	1	0,678
		R1314	0,006	1	0,937
		R1350	0,001	1	0,972
		R1419	0,586	1	0,444
		R1602	0,006	1	0,939
		R1629	0,127	1	0,721
		R1655	0,066	1	0,798
		R1680	0,044	1	0,834
		R1704	0,189	1	0,664
		R1727	0,353	1	0,553
		R1749	0,046	1	0,83
		R1809	0,372	1	0,542
R1827	0,014	1	0,904		
R1914	0,207	1	0,65		
R958	0,198	1	0,656		

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.

c. Variável(is) removida(s) na etapa 6: R2007.

- **CAE C (VPC)**

```
LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF
/METHOD=FSTEP(LR) A4 R1009 R1106 R1135 R1147 R1148 R1223 R1321 R1681 R1696 R1710 R1711
R1743
R1745 R1845 R1861 R1872 R2005 R2006 R2007 R2010 R2012 R2013 R2014 R2017 R1036 R1097 R1109
R1112
R1134 R1165 R1175 R1187 R1252 R1299 R1300 R1327 R1328 R1331 R1333 R1335 R1337 R1339 R1344
R1346
R1348 R1351 R1354 R1355 R1397 R1405 R1450 R1457 R1531 R1549 R1647 R1649 R1651 R1653 R1656
R1667
R1674 R1676 R1678 R1684 R1688 R1694 R1698 R1699 R1700 R1702 R1705 R1709 R1772 R1839 R1840
R1848
R1873 R1904 R1957 R1994 R1995 R1996 R1997 R1998 R1999 R2000 R2001 R2002 R2008 R2009 R2015
R2016
R131 R163 R407 R439 R451 R453 R467 R485 R499 R531 R545 R577 R623 R683 R715 R1200 R1277
R1314 R1350
R1419 R1452 R1602 R1629 R1655 R1680 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914 R958
/CASEWISE OUTLIER(2)
/PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)
/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).
```

Regressão logística

Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Histórico de iteração^{a, b, c, d, e, f}

Iteração	Verossimilhança de log -2	Coeficientes					
		Constante	R1997	R2002	R958	R623	
Etapa 4	1	131,164	2,344	3,932	3,554	-0,006	0
	2	106,402	4,22	6,753	6,037	-0,01	0
	3	99,211	5,844	9,187	8,099	-0,014	0
	4	98,242	6,695	10,488	9,164	-0,016	0
	5	98,217	6,855	10,742	9,364	-0,016	0
	6	98,217	6,86	10,749	9,37	-0,016	0
	7	98,217	6,86	10,749	9,37	-0,016	0

a. Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

b. A constante está incluída no modelo.

c. Log-verossimilhança -2 inicial: 242,321

d. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

e. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

f. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 4	Etapa	5,054	1	0,025
	Bloco	144,104	4	0
	Modelo	144,104	4	0

Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	173,785 ^a	0,324	0,432
2	112,584 ^b	0,524	0,698
3	103,272 ^c	0,548	0,731
4	98,217 ^c	0,561	0,749

a. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

b. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

c. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	4,782	8	0,781
2	11,094	8	0,196
3	3,393	8	0,907
4	4,162	8	0,842

Matriz de correlações

		Constante	R1997	R2002	R958	R623
Etapa 4	Constante	1	0,763	0,968	-0,334	-0,425
	R1997	0,763	1	0,703	-0,408	-0,474
	R2002	0,968	0,703	1	-0,249	-0,382
	R623	-0,425	-0,474	-0,382	0,213	1
	R958	-0,334	-0,408	-0,249	1	0,213

Variáveis não presentes na equação^a

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	A4	0,226	1	0,635
		R1009	0,076	1	0,782
		R1106	1,432	1	0,231
		R1135	0,006	1	0,936
		R1147	0,097	1	0,756
		R1148	0,663	1	0,416
		R1223	1,218	1	0,27
		R1321	0,513	1	0,474
		R1681	0,007	1	0,932
		R1696	0,149	1	0,699
		R1710	0,164	1	0,685
		R1711	0,733	1	0,392
		R1743	0,331	1	0,565
		R1745	0,854	1	0,355
		R1845	0,321	1	0,571
		R1861	0,561	1	0,454
		R1872	0,259	1	0,611
		R2005	0,594	1	0,441
		R2006	2,125	1	0,145
		R2007	1,755	1	0,185
		R2010	0,246	1	0,62
		R2012	0,098	1	0,754
		R2013	0,503	1	0,478
		R2014	0,101	1	0,751
		R2017	0,8	1	0,371
		R1036	1,837	1	0,175
		R1097	1,059	1	0,303
		R1109	1,376	1	0,241
		R1112	0,822	1	0,364
		R1134	0,005	1	0,946
		R1165	0,01	1	0,921
		R1175	0,597	1	0,44
		R1187	0,495	1	0,482
R1252	0,124	1	0,725		
R1299	1,045	1	0,307		
R1300	0,213	1	0,645		
R1327	2,893	1	0,089		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R1328	0,148	1	0,7
		R1331	0,224	1	0,636
		R1333	1,076	1	0,299
		R1335	0,984	1	0,321
		R1337	1,458	1	0,227
		R1339	0,714	1	0,398
		R1344	1,669	1	0,196
		R1346	0,597	1	0,44
		R1348	0,378	1	0,539
		R1351	0,015	1	0,903
		R1354	0,195	1	0,658
		R1355	0,029	1	0,864
		R1397	0,031	1	0,86
		R1405	0,001	1	0,974
		R1450	0,918	1	0,338
		R1457	0,006	1	0,937
		R1531	2,03	1	0,154
		R1549	0,312	1	0,577
		R1647	0,06	1	0,807
		R1649	3,082	1	0,079
		R1651	0,95	1	0,33
		R1653	0,316	1	0,574
		R1656	0,009	1	0,925
		R1667	1,172	1	0,279
		R1674	2,446	1	0,118
		R1676	0,524	1	0,469
		R1678	0,207	1	0,649
		R1684	0,222	1	0,637
		R1688	0,57	1	0,45
		R1694	0,022	1	0,881
		R1698	0,11	1	0,741
		R1699	1,191	1	0,275
		R1700	0,415	1	0,519
		R1702	0,427	1	0,513
R1705	0,074	1	0,785		
R1709	0,031	1	0,86		
R1772	1,869	1	0,172		
R1839	0	1	0,998		
R1840	0,039	1	0,843		
R1848	0,009	1	0,925		
R1873	0,019	1	0,89		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R1904	1,028	1	0,311
		R1957	0,042	1	0,837
		R1994	0,093	1	0,76
		R1995	2,006	1	0,157
		R1996	0,223	1	0,637
		R1998	0,061	1	0,804
		R1999	0,14	1	0,708
		R2000	0,539	1	0,463
		R2001	0,154	1	0,695
		R2008	0,009	1	0,926
		R2009	0,205	1	0,651
		R2015	2,412	1	0,12
		R2016	0,872	1	0,35
		R131	1,147	1	0,284
		R163	0,9	1	0,343
		R407	1,088	1	0,297
		R439	0,901	1	0,343
		R451	0,296	1	0,586
		R453	1,069	1	0,301
		R467	2,641	1	0,104
		R485	0,9	1	0,343
		R499	1,115	1	0,291
		R531	0,9	1	0,343
		R545	1,16	1	0,281
		R577	0,9	1	0,343
		R683	1,091	1	0,296
		R715	0,901	1	0,342
		R1200	0,897	1	0,343
		R1277	0,877	1	0,349
		R1314	0,889	1	0,346
		R1350	0,892	1	0,345
		R1419	0,896	1	0,344
		R1452	0,894	1	0,344
		R1602	0,755	1	0,385
R1629	0,556	1	0,456		
R1655	0,729	1	0,393		
R1680	0,703	1	0,402		
R1704	0,912	1	0,34		
R1727	0,91	1	0,34		
R1749	0,885	1	0,347		
R1809	0,815	1	0,367		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R1827	0,808	1	0,369
		R1914	0,909	1	0,34

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.

- **CAE F (VPC)**

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF

```

/METHOD=FSSTEP(LR) A4 R1009 R1106 R1135 R1147 R1148 R1223 R1321 R1681 R1696 R1711 R1743
R1845
R1861 R1872 R2005 R2006 R2007 R2010 R2012 R2013 R2014 R2017 R1036 R1097 R1109 R1112 R1134
R1165
R1175 R1187 R1251 R1252 R1289 R1299 R1327 R1328 R1331 R1333 R1335 R1336 R1337 R1339 R1344
R1346
R1348 R1351 R1354 R1355 R1397 R1438 R1450 R1457 R1531 R1549 R1647 R1649 R1651 R1653 R1656
R1667
R1674 R1676 R1678 R1684 R1688 R1692 R1694 R1698 R1699 R1700 R1702 R1705 R1709 R1772 R1839
R1840
R1848 R1873 R1904 R1957 R1994 R1995 R1996 R1997 R1998 R1999 R2000 R2001 R2002 R2008 R2009
R2015
R2016 R131 R163 R439 R451 R467 R485 R531 R577 R623 R715 R1200 R1277 R1314 R1350 R1419
R1452 R1602
R1629 R1655 R1680 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914 R958
/CASEWISE OUTLIER(2)
/PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)
/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).

```

Regressão logística

Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Histórico de iteração^{a,b,c,d,e}

Iteração	Verossimilhança de log - 2	Coeficientes					
		Constante	R1997	R2002	R131	R958	
Etapa 4	1	150,868	1,518	3,997	2,734	0	0,002
	2	137,248	2,614	6,067	4,482	0	0,003
	3	134,084	3,158	7,171	5,291	-0,001	0,005
	4	125,902	3,493	7,848	5,498	-0,006	0,009
	5	125,113	3,896	8,472	6,056	-0,008	0,012
	6	125,085	3,944	8,58	6,124	-0,008	0,012
	7	125,085	3,943	8,583	6,124	-0,008	0,013
	8	125,085	3,943	8,583	6,124	-0,008	0,013

a. Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

b. A constante está incluída no modelo.

c. Log-verossimilhança -2 inicial: 239,777

d. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

e. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

f. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

g. Estimação finalizada no número de iteração 8 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 4	Etapa	10,012	1	0,002
	Bloco	114,692	4	0
	Modelo	114,692	4	0

Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	183,672 ^a	0,277	0,369
2	142,707 ^b	0,429	0,573
3	135,097 ^c	0,454	0,605
4	125,085 ^d	0,485	0,646

a. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

b. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

c. Estimação finalizada no número de iteração 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

d. Estimação finalizada no número de iteração 8 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	9,895	8	0,272
2	5,512	8	0,702
3	11,482	8	0,176
4	4,684	8	0,791

Matriz de correlações

		Constante	R1997	R2002	R131	R958
Etapa 4	Constante	1	0,352	0,961	-0,353	0,088
	R1997	0,352	1	0,418	-0,399	0,259
	R2002	0,961	0,418	1	-0,297	0,09
	R131	-0,353	-0,399	-0,297	1	-0,567
	R958	0,088	0,259	0,09	-0,567	1

Variáveis não presentes na equação^a

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	A4	1,449	1	0,229
		R1009	1,035	1	0,309
		R1106	0,004	1	0,951
		R1135	1,066	1	0,302
		R1147	0,155	1	0,694
		R1148	0,083	1	0,773
		R1223	3,498	1	0,061
		R1321	0,088	1	0,767
		R1681	0,847	1	0,357
		R1696	0,294	1	0,588
		R1711	0,041	1	0,84
		R1743	2,545	1	0,111
		R1845	0,067	1	0,795
		R1861	0,227	1	0,634
		R1872	0,502	1	0,478
		R2005	0,013	1	0,908
		R2006	0,211	1	0,646
		R2007	0,128	1	0,721
		R2010	0,604	1	0,437
		R2012	0,019	1	0,89
		R2013	0,042	1	0,838
		R2014	1,798	1	0,18
		R2017	0,036	1	0,85
		R1036	0,018	1	0,892
		R1097	0,475	1	0,491
		R1109	0	1	0,987
		R1112	0,08	1	0,777
		R1134	1,519	1	0,218
		R1165	1,384	1	0,239
		R1175	0,017	1	0,897
		R1187	0,046	1	0,83
		R1251	1,063	1	0,302
		R1252	0,979	1	0,322
R1289	2,287	1	0,13		
R1299	0,123	1	0,726		
R1327	0,001	1	0,969		
R1328	0,47	1	0,493		
R1331	1,596	1	0,206		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R1333	1,39	1	0,238
		R1335	0,265	1	0,606
		R1336	1,042	1	0,307
		R1337	0,016	1	0,9
		R1339	0,012	1	0,914
		R1344	2,498	1	0,114
		R1346	1,927	1	0,165
		R1348	0,547	1	0,459
		R1351	1,213	1	0,271
		R1354	0,612	1	0,434
		R1355	1,444	1	0,229
		R1397	0,538	1	0,463
		R1438	1,042	1	0,307
		R1450	0,407	1	0,523
		R1457	1,187	1	0,276
		R1531	0,345	1	0,557
		R1549	2,339	1	0,126
		R1647	0,046	1	0,831
		R1649	1,651	1	0,199
		R1651	1,674	1	0,196
		R1653	0,611	1	0,434
		R1656	0,809	1	0,368
		R1667	0,027	1	0,87
		R1674	1,686	1	0,194
		R1676	1,66	1	0,198
		R1678	0,542	1	0,461
		R1684	0,686	1	0,407
		R1688	0,094	1	0,759
		R1692	1,155	1	0,283
		R1694	0,144	1	0,704
		R1698	2,16	1	0,142
		R1699	0,49	1	0,484
		R1700	2,636	1	0,104
		R1702	0,721	1	0,396
R1705	1,393	1	0,238		
R1709	1,162	1	0,281		
R1772	0,006	1	0,94		
R1839	0,594	1	0,441		
R1840	0,021	1	0,885		
R1848	0,096	1	0,756		
R1873	2,614	1	0,106		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R1904	0,006	1	0,939
		R1957	1,159	1	0,282
		R1994	0,119	1	0,73
		R1995	0,024	1	0,876
		R1996	0,046	1	0,831
		R1998	0,648	1	0,421
		R1999	2,548	1	0,11
		R2000	0,149	1	0,7
		R2001	1,443	1	0,23
		R2008	0,314	1	0,575
		R2009	0,406	1	0,524
		R2015	0,052	1	0,819
		R2016	0,033	1	0,855
		R163	0,268	1	0,605
		R439	0,488	1	0,485
		R451	0,632	1	0,427
		R467	0,032	1	0,857
		R485	0,529	1	0,467
		R531	0,467	1	0,494
		R577	0,382	1	0,537
		R623	0,401	1	0,527
		R715	0,482	1	0,488
		R1200	0,236	1	0,627
		R1277	0,254	1	0,614
		R1314	0,236	1	0,627
		R1350	0,238	1	0,626
		R1419	0,208	1	0,649
		R1452	0,249	1	0,618
		R1602	0,236	1	0,627
		R1629	0,239	1	0,625
		R1655	0,237	1	0,626
		R1680	0,238	1	0,626
		R1704	0,241	1	0,624
		R1727	0,233	1	0,63
R1749	0,246	1	0,62		
R1809	0,233	1	0,629		
R1827	0,234	1	0,628		
R1914	0,241	1	0,623		

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.

- **CAE G (VPC)**

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF
 /METHOD=FSTEP(LR) A4 R1009 R1106 R1135 R1147 R1148 R1223 R1696 R1710 R1711 R1743 R1745
 R1845
 R1861 R1872 R2005 R2006 R2007 R2012 R2013 R2014 R2017 R1036 R1097 R1109 R1112 R1134 R1165
 R1175
 R1187 R1251 R1252 R1289 R1299 R1300 R1327 R1328 R1331 R1333 R1335 R1336 R1339 R1344 R1346
 R1348
 R1351 R1354 R1355 R1397 R1405 R1438 R1450 R1457 R1531 R1549 R1647 R1649 R1651 R1653 R1667
 R1674
 R1676 R1678 R1684 R1688 R1692 R1694 R1698 R1699 R1700 R1702 R1705 R1709 R1772 R1839 R1840
 R1848
 R1873 R1904 R1957 R1994 R1995 R1996 R1997 R1998 R1999 R2000 R2001 R2002 R2008 R2009 R2015
 R2016
 R131 R163 R407 R439 R451 R453 R467 R485 R499 R531 R545 R577 R623 R683 R715 R1200 R1277
 R1314 R1350
 R1419 R1452 R1602 R1629 R1655 R1680 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914 R958
 /CASEWISE OUTLIER(2)
 /PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)
 /CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).

Regressão logística

Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Histórico de iteração^{a,b,c,d,e}

Iteração	Verossimilhança de log -2	Coeficientes						
		Constante	R1997	R2002	R1405	R485	R577	
Etapa 5	1	255,34	1,57	3,918	2,489	0,13	-30,65	15,917
	2	219,792	2,695	6,048	4,133	0,38	-54,428	30,045
	3	188,299	1,918	5,396	3,61	2,45	-105,332	71,253
	4	181,581	2,034	6,143	3,986	3,543	-170,584	123,917
	5	180,865	1,973	6,273	4,005	4,107	-218,335	159,539
	6	180,848	1,94	6,259	3,98	4,207	-217,761	148,542
	7	180,84	1,939	6,258	3,979	4,209	-206,498	113,32
	8	180,643	1,942	6,261	3,982	4,207	136,388	-954,259
	9	169,646	2,682	6,838	4,676	3,713	70124,36	-218852,1
	10	166,007	2,92	7,467	5,132	4,012	42415,83	-132309,3
	11	165,447	3,025	7,646	5,27	4,067	51962,32	-162059,5
	12	165,429	3,022	7,65	5,275	4,112	54026,49	-168472,8
	13	165,429	3,022	7,649	5,275	4,115	54078,96	-168635,8
	14	165,429	3,022	7,649	5,275	4,115	54079	-168635,9
	15	165,429	3,022	7,649	5,275	4,115	54079	-168635,9

a. Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

b. A constante está incluída no modelo.

c. Log-verossimilhança -2 inicial: 427,568

d. Estimacão finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

- e. Estimaco finalizada no nmero de iterao 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- f. Estimaco finalizada no nmero de iterao 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- g. Estimaco finalizada no nmero de iterao 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- h. Estimaco finalizada no nmero de iterao 15 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 5	Etapa	15,39	1	0
	Bloco	262,139	5	0
	Modelo	262,139	5	0

Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhana de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	296,461a	0,345	0,461
2	232,540b	0,467	0,624
3	196,143c	0,526	0,703
4	180,819d	0,549	0,734
5	165,429e	0,571	0,763

- a. Estimaco finalizada no nmero de iterao 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- b. Estimaco finalizada no nmero de iterao 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- c. Estimaco finalizada no nmero de iterao 7 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- d. Estimaco finalizada no nmero de iterao 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- e. Estimaco finalizada no nmero de iterao 15 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	df	Sig.
1	7,31	8	0,504
2	21,463	8	0,006
3	17,541	8	0,025
4	10,208	8	0,251
5	8,636	8	0,374

Matriz de correlações

		Constante	R1997	R2002	R1405	R485	R577
Etapa 5	Constante	1	0,664	0,96	-0,34	0,263	-0,264
	R1405	-0,34	-0,168	-0,195	1	0,195	-0,196
	R1997	0,664	1	0,663	-0,168	0,268	-0,269
	R2002	0,96	0,663	1	-0,195	0,277	-0,278
	R485	0,263	0,268	0,277	0,195	1	-1
	R577	-0,264	-0,269	-0,278	-0,196	-1	1

Variáveis não presentes na equação^a

		Escore	df	Sig.	
Etapa 5	Variáveis	A4	0,313	1	0,576
		R1009	0,313	1	0,576
		R1106	0,397	1	0,529
		R1135	2,778	1	0,096
		R1147	0,167	1	0,683
		R1148	0,162	1	0,687
		R1223	3,215	1	0,073
		R1696	1,146	1	0,284
		R1710	1,454	1	0,228
		R1711	0,109	1	0,742
		R1743	0,665	1	0,415
		R1745	0,137	1	0,712
		R1845	2,245	1	0,134
		R1861	0,402	1	0,526
		R1872	0,03	1	0,862
		R2005	0,234	1	0,629
		R2006	0,608	1	0,436
		R2007	0	1	0,998
		R2012	0,324	1	0,569
		R1676	0,014	1	0,906
		R1678	1,483	1	0,223
		R1684	0	1	0,991
		R1688	2,967	1	0,085
		R1692	1,228	1	0,268
		R1694	3,663	1	0,056
		R1698	0,687	1	0,407
		R1699	0,816	1	0,366
		R1700	0,494	1	0,482
R1702	1,124	1	0,289		
R1705	0,345	1	0,557		

		Escore	df	Sig.	
		R1709	0,038	1	0,846
		R1772	1,524	1	0,217
		R1839	1,015	1	0,314
		R1840	0,099	1	0,753
		R1848	0,03	1	0,862
		R1873	1,188	1	0,276
		R1904	1,565	1	0,211
		R1957	0,034	1	0,853
		R1994	0,287	1	0,592
		R1995	0,293	1	0,589
		R1996	0,143	1	0,705
		R1998	1,592	1	0,207
		R1999	3,858	1	0,05
		R2000	1,788	1	0,181
		R2001	0,154	1	0,695
		R2008	0,15	1	0,699
		R2009	0,027	1	0,869
		R2015	3,208	1	0,073
		R2016	2,557	1	0,11
		R131	0,046	1	0,831
		R163	0,307	1	0,58
		R407	0,015	1	0,904
		R439	0,069	1	0,793
		R451	0,58	1	0,446
		R453	0,013	1	0,91
		R467	0,324	1	0,569
		R499	0,024	1	0,876
		R531	0,069	1	0,793
		R545	0,029	1	0,865
		R623	0,069	1	0,793
		R683	0,015	1	0,903
		R715	0,069	1	0,793
		R1200	1,187	1	0,276
		R1277	0,034	1	0,854
		R1314	4,439	1	0,053
		R1350	2,26	1	0,133
		R1419	1,159	1	0,282
		R1452	0,624	1	0,429

		Escore	df	Sig.	
Etapa 5	Variáveis	R1602	5,869	1	0,15
		R1629	1,704	1	0,192
		R1655	4,322	1	0,083
		R1680	4,786	1	0,092
		R1704	2,259	1	0,133
		R1727	0,628	1	0,428
		R1749	6,329	1	0,12
		R1809	6,498	1	0,11

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.

- Portugal (PCL)

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF

```

/METHOD=FWSTEP(LR) A4 R1009 R1106 R1135 R1148 R1223 R1321 R1681 R1696 R1710 R1711 R1743
R1745
R1845 R1861 R1872 R2005 R2006 R2007 R2010 R2012 R2013 R2014 R2017 R1036 R1097 R1109 R1134
R1165
R1175 R1187 R1251 R1252 R1289 R1299 R1300 R1327 R1328 R1331 R1333 R1337 R1339 R1344 R1346
R1348
R1351 R1354 R1355 R1397 R1405 R1450 R1531 R1549 R1647 R1649 R1651 R1653 R1656 R1667 R1674
R1676
R1678 R1684 R1688 R1692 R1694 R1698 R1700 R1702 R1705 R1709 R1772 R1840 R1848 R1873 R1904
R1957
R1994 R1995 R1996 R1997 R1998 R1999 R2000 R2001 R2002 R2008 R2009 R2015 R2016 R131 R163
R407 R439 R451 R453 R467 R485 R499 R531 R545 R577 R623 R683 R715 R1200 R1277 R1314 R1350
R1419 R1452 R1602 R1629 R1655 R1680 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914 R958
/CASEWISE OUTLIER(2)
/PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)
/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).

```

Regressão logística

Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Histórico de iteração^{a,b,c,d,e}

Iteração	Verossimilhança de log -2	Coeficientes									
		Constante	R1997	R1698	R1450	R1873	R1339	R1337	R1289	R1694	
Passo 16	1	190,02	-0,349	1,358	0,008	-0,004	0,628	-0,007	0,007	-0,427	0
	2	164,01	0,734	3,073	0,017	-0,007	0,848	-0,013	0,012	-2,798	-0,001
	3	154,829	1,381	4,378	0,026	-0,009	1,018	-0,02	0,019	-4,41	-0,002
	4	151,17	1,875	5,074	0,029	-0,01	1,083	-0,023	0,021	-5,364	-0,005
	5	148,223	2,115	5,219	0,03	-0,01	1,087	-0,024	0,009	-5,691	-0,007
	6	123,639	3,257	5,005	0,021	-0,009	0,927	-0,031	-0,228	-5,992	-0,011
	7	110,575	5,505	6,452	0,024	-0,01	1,006	-0,04	-0,494	-8,592	-0,041
	8	107,553	6,737	7,296	0,025	-0,01	1,02	-0,045	-0,735	-9,956	-0,046
	9	106,982	7,248	7,478	0,025	-0,01	1,026	-0,048	-0,898	-10,434	-0,047
	10	106,947	7,379	7,495	0,026	-0,01	1,03	-0,049	-0,95	-10,549	-0,047
	11	106,947	7,388	7,496	0,026	-0,01	1,03	-0,049	-0,954	-10,556	-0,047
	12	106,947	7,388	7,496	0,026	-0,01	1,03	-0,049	-0,954	-10,556	-0,047

- a. Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)
- b. A constante está incluída no modelo.
- c. Log-verossimilhança -2 inicial: 258,590
- d. Estimação finalizada no número de iteração 5 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- e. Estimação finalizada no número de iteração 6 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- f. Estimação finalizada no número de iteração 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- g. Estimação finalizada no número de iteração 12 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes~

		Qui-quadrado	df	Sig.
Passo 16 ^a	Passo	-0,493	1	0,482
	Bloco	151,643	8	0
	Modelo	151,643	8	0

- a. Um valor de qui-quadrados negativos indica que o valor de qui-quadrado diminuiu a partir do passo anterior.

Resumo do modelo

Passo	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	207,781 ^a	0,238	0,318
2	189,858 ^a	0,308	0,411
3	173,532 ^b	0,365	0,488
4	165,872 ^b	0,391	0,522
5	161,046 ^b	0,406	0,543
6	156,381 ^b	0,421	0,562
7	151,945 ^b	0,435	0,58
8	146,692 ^b	0,45	0,601
9	137,863 ^c	0,476	0,635
10	117,299 ^d	0,53	0,708
11	118,436 ^d	0,527	0,704
12	111,307 ^d	0,545	0,728
13	113,068 ^d	0,541	0,722
14	115,717 ^d	0,534	0,713
15	106,453 ^d	0,557	0,743
16	106,947 ^d	0,556	0,742

- a. Estimaco finalizada no nmero de iterao 5 porque as estimativas de parmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- b. Estimaco finalizada no nmero de iterao 6 porque as estimativas de parmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- c. Estimaco finalizada no nmero de iterao 9 porque as estimativas de parmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- d. Estimaco finalizada no nmero de iterao 12 porque as estimativas de parmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Passo	Qui-quadrado	df	Sig.
1	6,954	8	0,542
2	20,32	8	0,009
3	13,043	8	0,11
4	11,606	8	0,17
5	14,117	8	0,079
6	13,565	8	0,094
7	13,493	8	0,096
8	12,59	8	0,127
9	16,453	8	0,036
10	12,551	8	0,128
11	12,496	8	0,13
12	8,411	8	0,394
13	9,319	8	0,316
14	5,672	8	0,684
15	11,602	8	0,17
16	16,04	8	0,042

Matriz de correlaes

		Constante	R1997	R1698	R1450	R1873	R1339	R1337	R1289	R1694
Passo 16	Constante	1	0,71	0,212	-0,092	-0,122	-0,166	-0,533	-0,889	-0,442
	R1289	-0,889	-0,812	-0,448	0,286	-0,219	0,081	0,323	1	0,41
	R1337	-0,533	-0,175	0,031	0,042	0	0,236	1	0,323	0,061
	R1339	-0,166	-0,175	0,013	0,046	-0,008	1	0,236	0,081	0,004
	R1450	-0,092	-0,313	-0,396	1	-0,561	0,046	0,042	0,286	0,085
	R1694	-0,442	-0,308	-0,274	0,085	-0,081	0,004	0,061	0,41	1
	R1698	0,212	0,382	1	-0,396	0,271	0,013	0,031	-0,448	-0,274
	R1873	-0,122	0,164	0,271	-0,561	1	-0,008	0	-0,219	-0,081
	R1997	0,71	1	0,382	-0,313	0,164	-0,175	-0,175	-0,812	-0,308

Variáveis não presentes na equação^a

		Score	df	Sig.	
Passo 16 ^e	Variáveis	A4	0,046	1	0,83
		R1009	0,493	1	0,483
		R1106	0,734	1	0,392
		R1135	0,255	1	0,613
		R1148	0,222	1	0,637
		R1223	0,046	1	0,829
		R1321	0,808	1	0,369
		R1681	0,345	1	0,557
		R1696	0,16	1	0,69
		R1710	0,007	1	0,933
		R1711	0,851	1	0,356
		R1743	1,811	1	0,178
		R1745	0,008	1	0,927
		R1845	0,194	1	0,66
		R1861	0,364	1	0,546
		R1872	0	1	0,993
		R2005	0,023	1	0,88
		R2006	0,374	1	0,541
		R2007	0,009	1	0,925
		R2010	0,274	1	0,601
R2012	0,21	1	0,647		
R2013	0,019	1	0,891		
R2014	0,065	1	0,799		
R2017	0,004	1	0,948		

		Escore	df	Sig.	
Passo 16 ^e	Variáveis	R1036	0,367	1	0,545
		R1097	0,47	1	0,493
		R1109	1,05	1	0,305
		R1134	0,353	1	0,553
		R1165	0,119	1	0,731
		R1175	1,038	1	0,308
		R1187	0,011	1	0,918
		R1251	0,47	1	0,493
		R1252	0,682	1	0,409
		R1299	0,261	1	0,609
		R1300	0,079	1	0,779
		R1327	0,819	1	0,366
		R1328	0,203	1	0,653
		R1331	0,045	1	0,833
		R1333	0,006	1	0,939
		R1344	0,587	1	0,444
		R1346	0	1	0,984
		R1348	0,022	1	0,883
		R1351	0,354	1	0,552
		R1354	0,048	1	0,827
		R1355	1,856	1	0,173
		R1397	1,16	1	0,281
		R1405	0,358	1	0,549
		R1531	1,687	1	0,194
		R1549	0,069	1	0,793
		R1647	0,389	1	0,533
		R1649	0,399	1	0,527
		R1651	0,046	1	0,831
		R1653	0,017	1	0,897
		R1656	0,386	1	0,534
		R1667	0,752	1	0,386
		R1674	0,174	1	0,676
		R1676	0,079	1	0,778
R1678	0,022	1	0,883		
R1684	0,049	1	0,824		
R1688	0,029	1	0,865		
R1692	0,1	1	0,752		
R1700	0	1	0,984		
R1702	0,067	1	0,796		

		Escore	df	Sig.	
Passo 16 ^e	Variáveis	R1705	0,328	1	0,567
		R1709	0,78	1	0,377
		R1772	0	1	0,997
		R1840	0,047	1	0,828
		R1848	0,075	1	0,784
		R1904	0	1	0,989
		R1957	0,47	1	0,493
		R1994	1,793	1	0,181
		R1995	0,277	1	0,599
		R1996	1,671	1	0,196
		R1998	0,148	1	0,701
		R1999	0,255	1	0,613
		R2000	0,168	1	0,682
		R2001	0,54	1	0,462
		R2002	0,032	1	0,859
		R2008	0,066	1	0,798
		R2009	0,61	1	0,435
		R2015	1,74	1	0,187
		R2016	0,008	1	0,931
		R131	1,087	1	0,297
		R163	0,074	1	0,786
		R407	0,968	1	0,325
		R439	0,073	1	0,788
		R451	1,57	1	0,21
		R453	0,968	1	0,325
		R467	0,037	1	0,848
		R485	0,073	1	0,788
		R499	0,968	1	0,325
		R531	0,073	1	0,788
		R545	0,968	1	0,325
		R577	0,073	1	0,788
		R623	0,073	1	0,788
		R683	0,968	1	0,325
		R715	0,073	1	0,788
R1200	0,053	1	0,817		
R1277	0,055	1	0,815		
R1314	0,069	1	0,792		
R1350	0,074	1	0,786		
R1419	0,068	1	0,794		

		Escore	df	Sig.	
Passo 16 ^e	Variáveis	R1452	0,067	1	0,796
		R1602	0,077	1	0,782
		R1629	0,051	1	0,822
		R1655	0,066	1	0,797
		R1680	0,066	1	0,797
		R1704	0,077	1	0,781
		R1727	0,08	1	0,777
		R1749	0,067	1	0,795
		R1809	0,075	1	0,784
		R1827	0,058	1	0,809
		R1914	0,077	1	0,781
		R958	0,263	1	0,608

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.

- **Portugal (NPC)**

LOGISTIC REGRESSION VARIABLES NForF

/METHOD=FSTEP(LR) R1106 R1147 R1148 R1223 R1321 R1681 R1696 R1710 R1711 R1745 R1845
R1861 R2005

R2007 R2010 R2013 R2014 R2017 R1036 R1097 R1109 R1112 R1134 R1165 R1175 R1187 R1251 R1252
R1327

R1331 R1333 R1335 R1337 R1346 R1348 R1351 R1354 R1355 R1405 R1450 R1457 R1531 R1647 R1649
R1651 R1653 R1656 R1667 R1676 R1678 R1688 R1692 R1694 R1699 R1700 R1702 R1705 R1709 R1772
R1839 R1840 R1873 R1904 R1957 R1994 R1995 R1996 R1999 R2000 R2015 R2016 R131 R163 R407
R439 R451 R453 R467 R485 R499 R531 R545 R577 R623 R683 R715 R1200 R1277 R1314 R1350 R1419
R1452 R1602 R1629 R1655 R1680 R1704 R1727 R1749 R1809 R1827 R1914

/CASEWISE OUTLIER(2)

/PRINT=GOODFIT CORR ITER(1) CI(95)

/CRITERIA=PIN(0.05) POUT(0.10) ITERATE(20) CUT(0.5).

Regressão logística

Bloco 1: Método = Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)

Histórico de iteração^{a,b,c,d,e}

Iteração	Verossimilhança de log -2	Coeficientes					
		Constante	R2007	R1405	R131	R1251	
Etapa 4	1	99,037	-0,185	3,547	0,418	0	1,869
	2	68,702	-0,27	7,736	1,084	-0,001	2,411
	3	49,081	-0,376	13,612	2,144	-0,003	2,814
	4	38,041	-0,25	24,685	2,99	-0,007	3,345
	5	32,094	-0,035	40,681	3,7	-0,011	5,017
	6	29,798	0,044	55,739	4,711	-0,015	7,507
	7	29,355	0,067	65,197	5,473	-0,019	9,28
	8	29,336	0,072	67,644	5,685	-0,019	9,746
	9	29,336	0,072	67,766	5,696	-0,019	9,77
	10	29,336	0,072	67,766	5,696	-0,019	9,77

- a. Método: Forward Stepwise (Razão de Verossimilhança)
- b. A constante está incluída no modelo.
- c. Log-verossimilhança -2 inicial: 159,947
- d. Estimação finalizada no número de iteração 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- e. Estimação finalizada no número de iteração 10 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Testes de Omnibus do Modelo de Coeficientes

		Qui-quadrado	df	Sig.
Etapa 4	Etapa	3,86	1	0,049
	Bloco	130,611	4	0
	Modelo	130,611	4	0

Resumo do modelo

Etapa	Verossimilhança de log -2	R quadrado Cox & Snell	R quadrado Nagelkerke
1	54,809 ^a	0,596	0,797
2	40,071 ^a	0,644	0,861
3	33,196 ^b	0,665	0,888
4	29,336 ^b	0,676	0,903

- a. Estimação finalizada no número de iteração 9 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.
- b. Estimação finalizada no número de iteração 10 porque as estimativas de parâmetro mudaram foram alteradas para menos de ,001.

Teste de Hosmer e Lemeshow

Etapa	Qui-quadrado	Df	Sig.
1	28,858	8	0
2	1,635	8	0,99
3	5,561	8	0,696
4	11,471	8	0,176

Matriz de correlações

		Constante	R2007	R1405	R131	R1251
Etapa 4	Constante	1	0,24	-0,113	-0,126	-0,32
	R2007	0,24	1	0,663	-0,822	0,551
	R1251	-0,32	0,551	0,703	-0,748	1
	R1405	-0,113	0,663	1	-0,799	0,703
	R131	-0,126	-0,822	-0,799	1	-0,748

Variáveis não presentes na equação^a

			Escore	df	Sig.
Etapa 4	Variáveis	R1106	0,089	1	0,765
		R1147	0,104	1	0,747
		R1148	0,002	1	0,965
		R1223	0,001	1	0,973
		R1321	1,421	1	0,233
		R1681	0,82	1	0,365
		R1696	0,656	1	0,418
		R1710	1,993	1	0,158
		R1711	1,036	1	0,309
		R1745	0,409	1	0,522
		R1845	0,097	1	0,755
		R1861	0,102	1	0,749
		R2005	0,41	1	0,522
		R2010	0,578	1	0,447
		R2013	0,796	1	0,372
		R2014	0,491	1	0,484
		R2017	0,782	1	0,377
		R1036	0,005	1	0,942
		R1097	2,494	1	0,114
		R1109	0,635	1	0,426
		R1112	0,112	1	0,738
		R1134	0,068	1	0,794
		R1165	0,367	1	0,544
		R1175	0,626	1	0,429
		R1187	0,294	1	0,588
		R1252	0,356	1	0,551
		R1327	0,634	1	0,426
		R1331	0,753	1	0,386
		R1333	0,079	1	0,779
		R1335	0,044	1	0,833
R1337	0,185	1	0,667		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R1346	0,301	1	0,583
		R1348	0,053	1	0,818
		R1351	0,334	1	0,563
		R1354	0,798	1	0,372
		R1355	0,393	1	0,531
		R1450	0,161	1	0,688
		R1457	0,177	1	0,674
		R1531	0,508	1	0,476
		R1647	0,254	1	0,614
		R1649	0,154	1	0,695
		R1651	0,4	1	0,527
		R1653	0,24	1	0,624
		R1656	0,393	1	0,531
		R1667	0,452	1	0,501
		R1676	0,41	1	0,522
		R1678	0,219	1	0,64
		R1688	0,443	1	0,506
		R1692	0,441	1	0,507
		R1694	0,398	1	0,528
		R1699	0,051	1	0,821
		R1700	0,115	1	0,735
		R1702	0,036	1	0,85
		R1705	0,857	1	0,355
		R1709	0,356	1	0,551
		R1772	0,167	1	0,683
		R1839	0,008	1	0,927
		R1840	0,006	1	0,937
		R1873	0,003	1	0,954
		R1904	0,178	1	0,673
		R1957	0,353	1	0,552
		R1994	0,415	1	0,519
		R1995	0,004	1	0,951
R1996	0,442	1	0,506		
R1999	0,58	1	0,446		
R2000	0,04	1	0,842		
R2015	0,837	1	0,36		
R2016	0,007	1	0,932		
R163	0,002	1	0,962		

		Escore	df	Sig.	
Etapa 4	Variáveis	R407	3,355	1	0,067
		R439	0,002	1	0,962
		R451	0,237	1	0,626
		R453	3,355	1	0,067
		R467	0,008	1	0,929
		R485	0,002	1	0,962
		R499	3,355	1	0,067
		R531	0,002	1	0,962
		R545	3,355	1	0,067
		R577	0,002	1	0,962
		R623	0,002	1	0,962
		R683	3,355	1	0,067
		R715	0,002	1	0,962
		R1200	0,002	1	0,962
		R1277	0,002	1	0,962
		R1314	0,002	1	0,962
		R1350	0,002	1	0,962
		R1419	0,002	1	0,962
		R1452	0,002	1	0,962
		R1602	0,002	1	0,962
		R1629	0,002	1	0,962
		R1655	0,002	1	0,962
		R1680	0,002	1	0,962
		R1704	0,002	1	0,962
R1727	0,002	1	0,962		
R1749	0,002	1	0,962		
R1809	0,002	1	0,962		
R1827	0,002	1	0,962		
R1914	0,002	1	0,962		

a. Qui-quadrado de resíduos não são computados devido a redundâncias.