

Research Paper

Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial nas Portuguesas e Espanholas – O caso do Setor do Turismo

Submitted in July 16, 2018

Accepted in March 14, 2019

Evaluated by a double blind review system

CÂNDIDO JORGE PERES¹

MÁRIO GUERREIRO ANTÃO²

RESUMO

Objetivo: Validar a eficácia dos modelos existentes e a sua capacidade de disponibilizar informação útil para a tomada de decisão, propondo mecanismos de escolha do modelo que, em cada momento, consubstancie a melhor alternativa para a previsão de “falência” empresarial para as empresas do sector do turismo portuguesas e espanholas, até 6 anos antes desse facto se concretizar.

Metodologia: Foram seleccionadas, de entre as empresas portuguesas e espanholas, as do sector do alojamento, restauração e similares (CAE I), sujeitas a revisão legal de contas, repartindo-as por duas amostras; uma representativa das empresas “falidas” e outra das não “falidas”. Às amostras foram aplicadas 21 formulações, multisectoriais, com maior presença na literatura, para diversos horizontes temporais e com origem numa elevada diversidade de países.

Resultados: Além de uma reflexão sobre as atuais causas das falências, observa-se que, das formulações estudadas, as desenvolvidas por Altman, Baidya e Dias (1979), Lizarraga (1998) e Monelos, Sánchez e López (2011) constituem os melhor previsores de “falência”, até 6 anos antes desta ocorrer, para as empresas portuguesas e espanholas com actividade principal no sector do alojamento, restauração e similares (CAE I).

Originalidade e Valor: A crise financeira global e o crescente número de encerramentos de empresas tornam crucial identificar os melhor previsores de “falência”, até 6 anos antes desta ocorrer, neste caso com enfoque nas empresas portuguesas e espanholas, com actividade principal no sector do alojamento, restauração e similares (CAE I).

Palavras-chave: Análise Discriminante Multivariada; Falência Empresarial; Modelos de Previsão.

1. Introdução

Nos últimos anos o mundo financeiro tornou-se muito diferente do que tinha sido desde a recuperação da Grande Depressão.

¹ Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Instituto Politécnico de Lisboa. E-mail: cjperes@iscal.ipl.pt

² Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa, Universidade Lusíada de Lisboa. E-mail: maga@lis.lusiada.pt

Em 2007 observou-se uma nova crise financeira, a do subprime, com origem na disposição das instituições financeiras em aprovar créditos de baixa qualidade, como empréstimos de tipo NINJA.

Esta, considerada por muitos como a pior crise da história do capitalismo desde 1929, provocou uma contração económica prolongada e profunda, afetando direta ou indiretamente todos os setores de atividade e países.

A crise da dívida pública, os resgates de outros países europeus e o apoio de liquidez prestado a bancos e outras instituições financeiras em todo o mundo evidenciaram a necessidade de antecipar e prever estas situações para permitir que sejam tomadas medidas de contingência atempadas, ou pelo menos para possibilitar mitigar os efeitos adversos.

Nas últimas décadas, desde o trabalho preliminar de Beaver (1966) na aplicação da análise univariada à previsão de "falência", seguido por Altman (1968) e sua análise discriminante multivariada, vários autores desenvolveram diferentes técnicas e modelos para esse fim. Do mais simples ao mais complexo, encontramos extensas tentativas de prever a "falência" empresarial - alguns, é claro, melhor sucedidos que outros.

De todas as técnicas aplicadas e desenvolvidas em quase 50 anos de estudo e previsão da "falência", destacamos a Análise Discriminante Multivariada (MDA) pela sua aplicabilidade, simplicidade e eficácia duradouras. Sendo que, apesar das suas limitações, não foi, à data, identificado outro tipo de modelo que combine a sua simplicidade em termos de gestão, interpretação e aplicação, e oferecendo níveis semelhantes de eficiência de classificação.

Deve realçar-se que a palavra "falência" aparecerá entre aspas, fruto de não existir consenso na literatura quanto ao significado do termo. As definições vão desde a incapacidade de uma empresa de cumprir os seus compromissos até um simples cálculo dos Ativos < Passivos. Usamos, portanto, aspas para indicar nossa aceitação da pluralidade de significados comumente atribuídos a este termo.

2. A abordagem Estatística à previsão de “falência” empresarial: Características e Limitações

Vários autores indicam que os primeiros estudos sobre a previsão de "falência" empresarial surgiram nos EUA na década de 1930, após a Grande Depressão. No entanto, de acordo com Divsalar, Javid, Gandomi, Soofi e Mahmood (2011), o interesse por este tema só ganhou um real impulso a partir da década de 1960, com de técnicas estatísticas.

Historicamente, este foi o primeiro tipo de modelo a surgir, simples, fácil e rápido de utilizar.

Embora a pesquisa sobre este assunto tenha começado na década de 1930, o primeiro modelo de análise univariada aparece com o estudo de Beaver em 1966, que utilizou um conjunto de indicadores aplicados sucessiva e separadamente para classificar uma empresa como saudável ou não.

No entanto, esta abordagem tinha algumas limitações inerentes. Altman (1968, p. 591) deu um exemplo desta questão, afirmando que “a firm with a poor profitability and/or solvency record may be regarded as a potential bankrupt. However, because of its above average liquidity, the situation may not be considered serious”. Na mesma linha, Divsalar

et al. (2011) argumenta que rácios diferentes podem mover-se em direções opostas, produzindo assim diferentes previsões.

A evolução natural levou à extensão da análise univariada considerando simultaneamente vários indicadores. De acordo com Bellovary, Giacomino e Akers (2007, p. 4), Beaver, nas suas sugestões para investigações futuras “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.”

Assim, em 1968 Altman combinou vários indicadores numa função discriminante, demonstrando uma forte melhora na previsão, criando assim o modelo Z-Score, e com ele, a aplicação da MDA, demonstrando uma acentuada melhoria na precisão da previsão.

Desde o aparecimento destes métodos que marcaram o início da pesquisa da previsão de "falência", muitos investigadores têm explorado e abordado estas questões. De acordo com Sun, Li, Huang e He (2014), entre outros, o poder preditivo da MDA no ano anterior à "falência" é significativamente melhor do que o modelo de análise univariada.

A abordagem estatística, segundo Peres e Antão (2017), inclui não apenas as versões univariada e multivariada da análise discriminante, mas também a análise discriminante de mínimos quadrados parciais, logit, probit, cumulative sum control charts e análise de sobrevivência, entre outros.

3. Análise Discriminante

Como método de abordagem estatística, a análise discriminante deteta os atributos distintivos dos elementos de um grupo que os distinguem dos que pertencem a outro. Com base nestas diferentes características, é então possível prever a qual grupo a que qualquer novo elemento irá pertencer.

Depois de ser formulado e aplicado, este método irá essencialmente dizer-nos se as características da empresa em análise são mais semelhantes aos elementos pertencentes ao grupo A ("falidas") ou B (não "falidas").

Do ponto de vista técnico, presume-se que os dados seguem uma distribuição multivariada normal, embora a violação desta suposição não tenha geralmente implicações sérias. Adicionalmente, também é assumido que as matrizes de variância / covariância são homogêneas entre os grupos.

Uma vez que esta é a técnica mais extensivamente estudada, também nela são mais facilmente identificáveis limitações. Como qualquer outro método, o seu desempenho é fortemente dependente dos dados disponíveis para a amostra de treino. Isso significando que ela pode ser afetada, entre outras coisas, pela fiabilidade das demonstrações financeiras utilizadas para cálculo das suas variáveis independentes. Além disso, de acordo com Peres e Antão (2017), tem ainda:

- Sensibilidade Territorial: um modelo concebido para um determinado país, área ou região terá um desempenho potencialmente diferente quando aplicado a uma amostra de localização geográfica diferente. Os países diferem em requisitos legais, contabilísticos, impostos e sistemas de trabalho, facilidade ou dificuldade de acesso a crédito, características dos seus sistemas financeiros e, em última instância, políticas macro e microeconômicas e ainda questões culturais e de tradição que afetam o estilo de gestão;
- Sensibilidade Sectorial: cada sector tem características específicas, desde o desempenho dos indicadores financeiros às características intrínsecas da sua operação. Por exemplo, o

setor de hotelaria e restauração inclui tanto hotéis de 5 estrelas como pequenos restaurantes, com estruturas e indicadores muito diferentes; no entanto, há uma diferença ainda maior entre uma indústria pesada e uma empresa de serviços. É claro que existem indicadores financeiros que se comportam de uma maneira específica dependendo do setor. Um modelo que não tenha isso em conta e agregue diferentes setores poderá excluir indicadores que, embora possam não ser bons preditores para alguns setores, podem sê-lo para outros;

- Sensibilidade Temporal: é improvável que um modelo projetado em meados do século XX produza o mesmo desempenho de classificação quando aplicado a uma amostra actual de empresas, mesmo sendo estas do mesmo país e sector, tenham o mesmo tamanho e características que as utilizadas para projetar o modelo. O panorama dos negócios mudou substancialmente desde o século passado e adicionalmente houve desenvolvimentos nos sistemas de informação e no tratamento contabilístico de algumas rubricas, como goodwill, gastos com investigação e desenvolvimento (I&D) e outras opções de capitalização de despesas;

- Sensibilidade ao Enviesamento na seleção da amostra: a amostragem não aleatória, onde não é aplicado nenhum tratamento específico ou se seleciona toda a população, resulta na inclusão de mais casos de um tipo do que o outro (saudável ou “falido”) na fase de treino ou de construção do modelo. Naturalmente, o desenvolvimento de um modelo a partir de uma amostra que tenha mais elementos de um grupo do que o outro poderá fazer com que ele seja tendencioso mais tarde quando classificar empresas;

- Sensibilidade aos pressupostos de seleção: além de todas as sensibilidades anteriores, o modelo também é definido pela opinião do analista sobre os rácios financeiros ou indicadores que devem ou não ser incluídos nele, bem como as suposições que faz em relação aos testes a serem realizados, as segmentações a serem feitas e a outras medidas a serem implementadas para enfrentar os problemas que vão surgindo.

4. Modelos Analisados

Em linha com o preconizado por Peres e Antão (2017, p. 118-120) procurando explorar as características intrínsecas mais comuns dos modelos de abordagem MDA, com amostra de cariz multisectorial, desenvolvidos por autores Portugueses, Espanhóis ou por Edward Altman, investigador ímpar na área da previsão de falência empresarial. Identificamos 21 diferentes formulações no período 1979-2014.

Tabela 1 - Modelos Pesquisados por País

Brasil	2
Canadá	1
Espanha	14
Portugal	2
USA	2
Total	21

Fonte: Elaboração Própria

A tabela 1 resume a distribuição dos estudos identificados pelos países das amostras neles utilizadas. Procuramos obter os modelos, multisectoriais, tidos como mais relevantes na literatura para os países de onde são provenientes as amostras a que os aplicaremos, Portugal e Espanha, aos quais acrescentamos os, que com as mesmas características, foram mais recentemente desenvolvidos por Edward Altman.

Tabela 2 - Número de Modelos por Tipo de Tratamento de Dados da Amostra.

Matched	2
Paired	14
Sem Tratamento	5
Total	21

Fonte: Elaboração Própria

Com enfoque no tipo de tratamento de dados da amostra, a tabela 2 mostra que a alternativa mais frequente é a amostra de tipo “Paired”, esta preconiza que para cada empresa considerada “falida” terá correspondência na amostra de saudáveis a apenas uma outra com tamanho e características similares, já nas amostras correspondentes (Matched) haverá uma ou mais empresas na amostra de saudáveis com tamanho e características semelhantes. Adicionalmente, cerca de 24% dos autores não aplicaram nenhum tratamento à amostra de empresas que utilizaram.

Tabela 3 - Principais Características dos Modelos Recolhidos.

			Amostra		Classificações corretas		Erros	
	Nº de Anos	Nº indicadores	Nº F	Nº NF	%F	%NF	Tipo I	Tipo II
Media	8	4	79	58	83,53%	78,77%	16,47%	21,23%
Desvio Padrão	4,88	1,52	77,52	26,26	7,87%	23,40%	7,87%	23,40%

Fonte: Elaboração Própria

A tabela 3 mostra que os modelos cobrem um período médio de oito anos de dados financeiros. Ainda, quanto à distribuição das amostras entre empresas “falidas” e não “falidas”, as primeiras representam cerca de 58% das empresas analisadas. Pode observar-se ainda que os estudos utilizam em média 4 indicadores, obtendo uma taxa média global de classificações correctas de cerca de 83%, sendo a taxa de erro média global de aproximadamente 19%.

5. Análise Financeira e os Indicadores e Rácios componentes dos Modelos

Amplas são as características que podem ser deduzidas dos indicadores contendo informações contabilísticas da empresa, como a sua saúde financeira, desempenho e a tendência competitiva. De acordo com Brealey e Myers (2010), a análise financeira é geralmente vista como chave para revelar o que está oculto nas informações contabilísticas, mas não é, por si só, uma bola de cristal, é antes uma vela acesa numa sala escura, ou seja, como Brealey, Myers e Marcus (2001) e Ross, Westerfield e Jaffe (2002) argumentam, o resumo de uma grande quantidade de informação ajudando os analistas a fazer as perguntas certas.

Assim, segundo Breia, Mata e Pereira (2014), podemos apenas observar a relação entre os itens contabilísticos ou vê-los, interpretando-os de forma ampla como ferramenta de suporte às exigências do departamento financeiro e dos vários utilizadores da informação financeira.

Os 21 modelos identificados apresentam uma pluralidade de rácios ou indicadores económico-financeiros. Cada modelo combina entre 2 e 8 destes indicadores com o objectivo de prever o estado financeiro da empresa em análise. Os referidos modelos utilizam 26 indicadores diferentes, presentes no Apêndice I, que de forma geral é possível dividir nos seguintes grandes grupos:

1 – Estrutura de Capital ou Endividamento: orientados essencialmente para o longo prazo, mostram-nos quão sobrecarregada de dívida estará a empresa, ou seja, o grau de recurso desta a capitais alheios; deste grupo fazem parte os rácios número 9, 10, 12, 14, 19 e 22;

2 – Liquidez: avaliam a capacidade de satisfazer os compromissos de curto prazo, em sentido geral; quanto mais elevados forem, maior capacidade a empresa tem para fazer face aos seus compromissos no curto prazo. Têm algumas características eventualmente ambíguas para o utilizador da informação como é o caso de o facto de os Ativos e Passivos Correntes (de curto prazo) serem facilmente alteráveis, fazendo assim com que as medidas de liquidez facilmente se encontrem desactualizadas. Neste grupo enquadram-se os indicadores 1, 2, 5, 6 e 15;

3 – Rendibilidade: em sentido genérico correspondem à relação entre resultados obtidos e meios utilizados, expressam concretamente a relação em nível de grandeza entre um qualquer resultado e Vendas ou Capitais. Estes rácios são úteis como análise complementar mais do que como efetivas fontes de informação por si só. São exemplo deste grupo os rácios número 7, 13, 17, 18, 24 a 26;

4 – Funcionamento ou Eficiência: procuram caracterizar aspectos da actividade, como a eficiência na utilização de recursos ou ativos afectos à empresa, a eficiência fiscal e financeira, etc...; pertencem a este grupo os indicadores número 8, 11 e 16;

5 – Rácios de Peso Relativo: correspondendo ao peso de determinada rubrica na massa patrimonial a que pertence; são elementos deste grupo os rácios número 3, 4 e 23.

6 – Dummys e Dicotómicos: utilizam linguagem máquina ou binária e assumem o valor 0 ou 1 consoante a entidade em análise cumpra ou não o critério a que se referem; são elementos deste grupo os rácios número 20 e 21.

Após a análise dos indicadores expostos acima, e em particular dos grupos a que pertencem, conclui-se que nos 21 modelos a maior parte dos rácios que os compõe (90) pertencem principalmente aos grupos de endividamento ou estrutura (32), rendibilidade (25) e atividade (15) evidenciando a busca dos autores pela relação de dependência entre a “falência” empresarial e o agravamento dos indicadores pertencentes a cada um destes grupos. Contudo, há ainda a ressaltar que, tal como nos é indicado por Carvalho (2013), “uma previsão de falência não significa necessariamente que esta venha a acontecer”.

Há também a indicar que os grupos de peso relativo e dicotómicos (com 3 e 2 indicadores, respectivamente) encontram-se em menor número em relação aos anteriores, essencialmente por poderem apresentar fortes variações em função do sector de atividade ou tipologia de negócio da empresa.

Na tabela 4 registamos o número de vezes que cada um dos diferentes rácios surge nos modelos analisados, tendo aqueles que se apresentavam semelhantes, equivalentes ou complementares sido alvo de reconversão enuncia-se assim uma ténue predominância daqueles com presença em 14% ou menos (1 a 3 ocorrências, 18 indicadores) dos diferentes modelos em análise, representando 69% do total dos identificados. Os remanescentes 31% dizem respeito a indicadores que têm entre 4 e 10 ocorrências, e que se encontram presentes em 19 a 48% dos 21 modelos em estudo, resumindo-se a 8

indicadores, mais concretamente os com os números 9 a 13, 15, 16 e 19 do Apêndice I, pertencendo estes aos grupos de estrutura, liquidez, rendibilidade e atividade, descritos no ponto 4.1, havendo uma predominância clara do primeiro destes.

Tabela 4 – Repetição de Indicadores Observadas nos Modelos em Estudo

N.º ocorrências	N.º Indicadores
1	8
2	2
3	8
4	1
5	1
6	2
7	2
9	1
10	1
	26

Fonte: Elaboração Própria

6. Metodologia

A metodologia utilizada, em linha com o preconizado por Peres (2014), envolveu várias fases com vista a identificar o modelo de previsão de “falência” mais eficaz no sector do turismo em Portugal e Espanha. No plano metodológico foram seguidas as seguintes fases:

1. Pré-qualificação dos modelos de previsão de falência a serem envolvidos na seleção do mais adequado aos objetivos traçados.

2. Validação da correta classificação das empresas portuguesas e espanholas, com catividade principal no CAE I – Alojamento, restauração e similares, a integrar as amostras.

2.1. Amostra de empresas “falidas”, características:

a) sujeitas a Revisão Legal de Contas, de acordo com o Art.º 262 Código das Sociedades Comerciais Português e com o Art.º 263 Real Decreto Legislativo 1/2010 de 2 de julho Espanhol;

b) que em 2016 cumpram o critério de “falidas” selecionado (Capitais Próprios inferiores a zero, tal como indicam Peres e Antão (2017), OTOC (2011) e Aziz e Dar (2006)) e cumulativamente não cumpram esse critério entre 2010 e 2015.

2.2. Amostra de empresas não “falidas”, características:

a) sujeitas a Revisão Legal de Contas, de acordo com o Art.º 262 Código das Sociedades Comerciais Português e com o Art.º 263 Real Decreto Legislativo 1/2010 de 2 de julho Espanhol;

b) que entre 2010 e 2016 não cumpram cumulativamente o critério de “falidas” para esta dissertação (Capitais Próprios inferiores a zero, tal como indicam Peres e Antão (2017), OTOC (2011) e Aziz e Dar (2006));

c) em amostra emparelhada por dimensão com as do ponto 2.1. da metodologia.

3. Aplicação dos modelos em estudo - afim de recolher a classificação de cada um deles - às empresas das amostras indicadas no ponto 2 da metodologia.
4. Avaliar qual o(s) modelo(s) que consubstancia(m) o maior nível de eficácia e/ou o menor nível de erro na classificação das empresas como falidas e não falidas.

7. A Amostra e Tratamento de Dados

Após a aplicação dos critérios de segmentação preconizados nos subpontos 2.1 e 2.2 do ponto anterior às bases de dados SABI e AMADEUS da Bureau Van Dijk, obtivemos uma amostra emparelhada total composta por 66 empresas, das quais 24 se enquadram na subamostra de empresas falidas (subponto 2.1) e as restantes 42 na subamostra de empresas não falidas (subponto 3.1). As listas de ambas as amostras, com as empresas, respetivas nacionalidades e identificações fiscais constam do Apêndice II e III.

Da base de dados supracitada foram recolhidas as informações financeiras contidas no Balanço e Demonstração de Resultados por Naturezas dos anos de 2010 a 2016, bem como o número de trabalhadores.

Toda essa informação foi compilada, junto com a formulação dos indicadores económico-financeiros utilizados na elaboração da formulação dos 21 modelos em estudo identificados no ponto 5 e que se consubstanciam concretamente na combinações de 26 indicadores diferentes (Apêndice I), tendo sido elaborada então uma matriz por empresa que disponibiliza a classificação atribuída por cada modelo cruzando cada um destes com os 7 anos em análise.

Apesar de ter sido efetuado o cálculo, análise e classificação também para o ano de 2016, este não será considerado na seleção do modelo mais eficaz uma vez que será através desse ano que cada uma das empresas é pré-classificada como “falida” ou não “falida”, tal como indicado no ponto 2 da Metodologia.

Após a obtenção para cada empresa e ano da classificação atribuída pelos modelos em estudo, procedemos a conversão dessa segundo os parâmetros de cada um dos modelos em “falidas” e “não falidas”, que seguidamente foram convertidas em percentagens em relação à população total de classificações.

Comparando a classificação obtida pelos modelos com a classificação atribuída a cada empresa no ano de 2016 (“falida” ou não “falida”) foi dessa forma permitido validar a eficácia de cada um dos modelos em classificar corretamente as empresas em estudo, tendo então chegado aos respetivos erros de Tipo I (classificação de empresas “falidas” como não “falidas”) e de Tipo II (classificação de empresas não “falidas” como “falidas”) e elaborar um ranking de eficácia de classificação dos modelos estudados para cada um dos anos em análise e aferir as conclusões constantes do Apêndice IV.

8. Síntese da Eficácia dos Modelos Estudados

A figura 5 apresenta a média das eficácias de classificação de cada um dos modelos no total dos anos em análise, destacando desses os três mais eficazes.

Figura 5 – Quadro Síntese da Eficácia Média dos Modelos e sua Classificação Final

Global			Média		
nº	Ano	Autor	Origem	Sucesso	Lugar
1	1979	Altman, Baidya e Dias	Brasil	69%	3
2	1979	Altman, Baidya e Dias (2)	Brasil	48%	19
3	1980	Altman and Levallee	Canadá	49%	18
4	1993	Altman	USA	59%	13
5	1995	Garcia, Arqués e Calvo-Flores	Espanha	47%	20
6	1995	Garcia, Arqués e Calvo-Flores (2)	Espanha	45%	21
7	1995	Garcia, Arqués e Calvo-Flores (3)	Espanha	57%	15
8	1995	Altman, Hartzell e Peck	USA	64%	7
9	1997	Morgado	Portugal	62%	10
10	1998	Carvalho das Neves	Portugal	64%	4
11	1998	Lizarraga	Espanha	64%	4
12	1998	Lizarraga (2)	Espanha	54%	16
13	1998	Lizarraga (3)	Espanha	73%	1
14	2011	Monelos, Sanchez e Lopez	Espanha	58%	14
15	2011	Monelos, Sanchez e Lopez (2)	Espanha	52%	17
16	2011	Monelos, Sanchez e Lopez (3)	Espanha	69%	2
17	2014	López, Sánchez e Monelos	Espanha	61%	12
18	2014	López, Sánchez e Monelos (2)	Espanha	61%	11
19	2014	López, Sánchez e Monelos (3)	Espanha	64%	4
20	2014	López, Sánchez e Monelos (4)	Espanha	62%	9
21	2014	López, Sánchez e Monelos (5)	Espanha	63%	8

Fonte: Elaboração Própria

Identificámos que algumas das limitações mencionadas na seção 3 foram consideradas na construção das formulações estudadas. No entanto, outras mantêm-se:

- Sensibilidade Territorial: podemos supor que esta questão foi considerada pelos diversos autores, uma vez que não identificamos modelos com amostra de empresas de vários países, porém, apesar de surgirem nos mais eficientes alguns modelos das nacionalidades das empresas estudadas, não foram identificadas medidas dos respetivos autores, que potenciasssem ou não ganhos de eficiência dessa escolha;
- Sensibilidade Sectorial: o uso de modelos multissetoriais construídos sobre amostras que procuram retratar a economia como um todo, como é o caso das formulações aqui estudadas, revelam níveis consistentes de eficiência de classificação no sector estudado;
- Sensibilidade Temporal: nenhum dos modelos estudados aplica qualquer tratamento para a distância temporal entre o momento da conceção e a aplicação;
- Sensibilidade à qualidade da informação: conforme indicado na secção 2, quanto melhor a informação utilizada, melhor será o modelo. Não sendo indicado pelos autores nenhum cuidado especial sobre a informação a utilizar, todavia para garantir qualidade superior da informação, foram selecionadas empresas sujeitas aos parâmetros de revisão legal de contas dos respetivos países, conforme descrito no ponto 6;
- Sensibilidade aos pressupostos da seleção: todos os modelos analisados selecionam naturalmente as empresas ativas como saudáveis. Para as empresas "falidas", normalmente escolhem as que, no período em análise, apresentam um Patrimônio Líquido < 0 , que é o mesmo que dizer Ativos $<$ Passivos. Parâmetros diferenciais de separação de amostras na fase de treino dos modelos poderiam revelar-se benéficos.

Na figura 6, confrontamos a percentagem de classificação correta e respetivos erros das amostras de base de cada um dos modelos mais eficazes com as obtidas com a aplicação à amostra em estudo descrita no ponto 7.

Figura 6. Quadro de Comparação entre as Amostras de Base e a Estudada

Ano	Autor	Origem	Média		Base	
			Sucesso	Lugar	Sucesso	Diferença
1979	Altman, Baidya e Dias	Brasil	68,7%	3	76,1%	-7,4%
1998	Lizarraga (3)	Espanha	73,0%	1	90,0%	-17,0%
2011	Monelos, Sanchez e Lopez (3)	Espanha	68,9%	2	53,8%	15,2%

Fonte: Elaboração Própria

9. Conclusões e Oportunidades de Melhoria

O presente trabalho identifica os modelos de previsão de falência, baseados em Análise Discriminante Multivariada, com melhor capacidade para prever a falência de empresas portuguesas e espanholas do sector do turismo.

Conclui-se que quando aplicadas a uma amostra de empresas portuguesas e espanholas, do sector do alojamento restauração e similares (CAE I), das 21 formulações multisectoriais estudadas apresentam-se como mais eficazes para a previsão da falência empresarial, com uma antecendência de até 6 anos, as desenvolvidas por Altman et al. (1979), Lizarraga (1998) e Monelos et al. (2011).

Os resultados obtidos revelam-se muito promissores, com uma assinalável eficácia, atendendo à antecendência de previsão (6 anos).

As técnicas apresentadas representam assim uma contribuição valiosa para predizer a “falência” e ajudar a manter condições económicas estáveis.

O caminho da investigação futura passará quer pelo suplantar das sensibilidades indicadas no ponto 8 deste estudo, bem como pela construção de estudos para os remanescentes sectores (CAEs) da economia, que possibilitem o mapeamento destes modelos e técnicas quanto à eficácia da sua aplicabilidade, bem como a comparação com a observada em outras geografias, facultando aos utilizados um verdadeiro instrumento de apoio à tomada de decisão.

Referências bibliográficas

- Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, vol. 22, 589-610.
- Altman, E. (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting & Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*. John Wiley & Sons.
- Altman, E., Baidya, T., Dias, L. (1979). Previsão de problemas financeiros em empresas, *Revista de Administração de Empresas*, vol. 19(1), 17-28.
- Altman E., Hartzell J., Peck M. (1995). *Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System*. Salomon Brothers Inc. New York.

- Altman, E., Levallee, M. (1980). Business Failure Classification in Canada. *Journal of Business Administration*, vol. 12(1), 147-164.
- Aziz, M., Dar, H. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand?, *Corporate Governance: The International Journal of Business in Society*, vol. 6(1), 18-33.
- Beaver, W. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical research in accounting: selected studies, *Journal of Accounting Research*, vol. 4, 71-111.
- Bellovary, J., Giacomino, D., Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, *Journal of Financial Education*, vol. 33, 124-146.
- Brealey, R., Myers, S. (2010). *Principles of Corporate Finance*, McGraw-Hill, New York.
- Brealey, R., Myers, S., Marcus, A. (2001). *Fundamentals of Corporate Finance*, McGraw-Hill, New York.
- Breia, A., Mata, N., Pereira, V. (2014). *Análise Económica e Financeira: Aspectos Teóricos e Casos Práticos*, Rei dos Livros, Lisboa.
- Carvalho, P. (2013). Continuidade: Estudo de um Caso. Revisores e Auditores, *Revista da Ordem dos Revisores Oficiais de Contas*, vol. 63.
- Carvalho Das Neves, J., Silva, J. (1998). *Análise do Risco de Incumprimento: na Perspectiva da Segurança Social*, Segurança Social Portuguesa, Lisboa.
- Código das Sociedades Comerciais*. Procuradoria-Geral Distrital de Lisboa.
- Divsalar, M., Javid, M., Gandomi, A., Soofi, J., Mahmood, M. (2011). Hybrid Genetic Programming-Based Search Algorithms for Enterprise Bankruptcy Prediction, *Applied Artificial Intelligence: An International Journal*, vol. 25(8), 669-692.
- Fernández, M., Gutiérrez, F. (2012). Variables y modelos para la identificación y predicción del fracaso empresarial: Revisión de la investigación empírica reciente, *Revista de Contabilidad*, vol. 15(1), 7-58.
- 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*, vol. 24(82), 175-200.
- Jackson, R., Wood, A. (2013). The performance of insolvency prediction and credit risk models in the UK: A comparative study, *The British Accounting Review*, vol. 45, 183-202.
- Lizarraga, D. (1998). Modelos de predicción del fracaso empresarial: ¿Funciona entre nuestras empresas el modelo de Altman de 1968?, *Revista de Contabilidad*, vol. 1(1), 137-164.
- López, M., Monelos, P., Sánchez, C. (2014). DEA as a business failure prediction tool – Application to the case of Galician SMEs. *Contaduría y Administración*, vol. 59(2), 65-96.
- Monelos, P., Sánchez, C., López, M. (2011). Fracaso Empresarial y Auditoría de Cuentas. European Academy of Management and Business Economics Annual Meeting, Valencia.
- Morgado, A. (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.

- Ordem dos Técnicos Oficiais de Contas (2011) – *Anuário do Sector Empresarial do Estado e do Sector Empresarial Regional*. Disponível em: <http://pt.calameo.com/read/000324981b6a000f7b4b4>
- Pereira, J., Basto, M., Gómez, F., Albuquerque, E. (2010). Los modelos de predicción del fracasso empresarial. Propouesta de um ranking, in *XIV encontro da Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas*.
- Peres, C. (2014). *A Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial: Aplicação ao Caso das Sociedades Portuguesas*, Dissertação de Mestrado, Instituto Politécnico de Lisboa, Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Lisboa.
- Peres, C., Antão, M. (2017). The use of multivariate discriminant analysis to predict corporate bankruptcy: A review. *The IEB International Journal of Finance*, vol. 14, 108-13.
- Real Decreto Legislativo 1/2010 de 2 de julho*, Agência Estatal Boletín Oficial del Estado.
- Ross, S., Westerfield, R., Jaffe, J. (2002). *Corporate Finance*, Mcgraw-Hill, New York.
- 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*, vol. 57, 41-56.