



## Universidades Lusíada

Antão, Mário Alexandre Guerreiro, 1965-  
Peres, M.C.J.

Oliveira, Ricardo M.E. de

### **A análise discriminante na previsão de falência : classificação da indústria transformadora ibérica**

<http://hdl.handle.net/11067/6212>

<https://doi.org/10.34628/wwqd-pa54>

#### **Metadados**

##### **Data de Publicação**

2021

##### **Resumo**

Considerando o recente cenário de crise financeira, a tendência crescente relativa ao encerramento de empresas e as constantes flutuações do contexto socioeconómico, é de importância crucial entender as causas por detrás da falência empresarial, com o objetivo principal de descobrir as formas mais eficientes de a prever. Neste seguimento, o interesse recai sobre a validação da eficiência dos modelos existentes, de forma a identificar a alternativa mais precisa na previsão de falência na indústr...

The financial crisis and the increasing closure of companies make it crucial to understand the causes of bankruptcy and efficient ways of predicting it, considering the importance of crafting potential mitigation techniques to reduce the negative outcomes. In this context, twenty-one (21) multisectoral models were selected according to their literature presence, temporal coverage and diversity of country of origin, and were ranked according to their efficiency in forecasting bankruptcy among Po...

##### **Palavras Chave**

Empresas - Falência - Previsões, Indústria transformadora - Portugal - Previsões, Indústria transformadora - Espanha - Previsões

##### **Tipo**

article

##### **Revisão de Pares**

Não

##### **Coleções**

[ULL-FCEE] LEE, n. 31 (2021)

Esta página foi gerada automaticamente em 2024-04-19T19:58:49Z com informação proveniente do Repositório

**A ANÁLISE DISCRIMINANTE NA PREVISÃO DE FALÊNCIA  
- CLASSIFICAÇÃO DA INDÚSTRIA TRANSFORMADORA  
IBÉRICA**

**DISCRIMINANT ANALYSIS IN BANKRUPTCY FORECAST  
- THE IBERIAN MANUFACTURING INDUSTRY CASE**

**Mário A. Guerreiro Antão**

Faculdade de Ciências da Economia e da Empresa, Universidade Lusíada de Lisboa  
Orcid: 0000-0003-4551-4737  
maga@lis.ulusiada.pt

**M.C.J. Peres**

Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa, Instituto Politécnico de  
Lisboa  
Orcid: 0000-0001-5499-2402  
cjperes@iscal.ipl.pt

**Ricardo M.E. de Oliveira**

Instituto Superior Técnico, Universidade de Lisboa  
ricardo.m.oliveira@tecnico.ulisboa.pt

DOI: <https://doi.org/10.34628/wwqd-pa54>

Data de submissão / Submission date: 24.11.2021

Data de aprovação / Acceptance date: 17.03.2022



**Resumo:** Considerando o recente cenário de crise financeira, a tendência crescente relativa ao encerramento de empresas e as constantes flutuações do contexto socioeconómico, é de importância crucial entender as causas por detrás da falência empresarial, com o objetivo principal de descobrir as formas mais eficientes de a prever.

Neste seguimento, o interesse recai sobre a validação da eficiência dos modelos existentes, de forma a identificar a alternativa mais precisa na previsão de falência na indústria transformadora, numa distância temporal de até seis (6) anos antes.

Para o estudo referido foram criadas duas amostras constituídas por empresas portuguesas e espanholas com operações na indústria transformadora (CAE C), sujeitas a revisão legal de contas, agrupadas consoante a sua condição de empresa falida ou saudável, contabilizando um total de 104 empresas. Sobre estas amostras, foram aplicados os 21 modelos multissetoriais com maior presença na literatura, desenvolvidos em diversos países e direcionados para vários horizontes temporais.

Além da reflexão sobre as causas da falência, foi possível identificar que, no universo de modelos estudados, os de Altman et al. (1979), Altman (1993) e Lizarraga (1998) constituem os melhores previsores de falência, nas condições de estudo referidas, nomeadamente, até 6 anos antes, para as indústrias transformadoras (CAE C) ibéricas.

**Palavras-chave:** Análise Discriminante Multivariada, Falência Empresarial, Modelos de Previsão, Estatística Financeira.

**Abstract:** The financial crisis and the increasing closure of companies make it crucial to understand the causes of bankruptcy and efficient ways of predicting it, considering the importance of crafting potential mitigation techniques to reduce the negative outcomes.

In this context, twenty-one (21) multisectoral models were selected according to their literature presence, temporal coverage and diversity of country of origin, and were ranked according to their efficiency in forecasting bankruptcy among Portuguese and Spanish companies operating in the manufacturing industry (CAE C) and subject to statutory audit, and precision in classifying them into two categories; one representative of the bankrupt and another of the healthy ones, in a total of 104 companies.

Besides the reflection on the causes of bankruptcy, conclusions can be drawn about Altman's et al. (1979), Altman's (1993) and Lizarraga's (1998) models being the most accurate predictors of bankruptcy among the provided sample and study conditions.

**Keywords:** Multivariate Discriminant Analysis, Business Bankruptcy, Forecast Models, Financial Statistics.

## 1. Introdução

Nos últimos anos, o mundo financeiro, tornou-se muito diferente do que tinha sido desde a recuperação da Grande Depressão de 1929, destacando a recente crise financeira, desencadeada em 2007, que fez com que a economia mundial voltasse a bater no fundo.

Na origem desta crise, a do *subprime*, estava à disposição das instituições financeiras para aprovar créditos de baixa qualidade, como os empréstimos de tipo NINJA (No Income, No Job, No Assets), concedido a um tipo incomum de clientes conhecidos por não terem rendimentos fixos, emprego fixo ou propriedade de ativos. A introdução deste modelo de crédito de maior risco resultou numa crise, considerada por muitos como a pior da história do capitalismo desde 1929, que provocou uma contração económica prolongada e profunda, e afetou de forma directa ou indirecta todos os setores de atividade e países.

Como consequência, surgiram acontecimentos como a crise da dívida pública grega, os resgates de outros países europeus e o apoio de liquidez prestado a bancos e outras instituições financeiras em todo o mundo, evidenciando a necessidade de antecipar e prever estas situações desfavoráveis, possibilitando tomadas de medidas de contingência atempadas, de forma a mitigar os efeitos adversos.

Nas últimas décadas, desde o trabalho preliminar de Beaver (1966) na aplicação da Análise Univariada (UA) à previsão de falência, seguido por Altman (1968) e a sua Análise Discriminante Multivariada (MDA), vários autores desenvolveram diferentes técnicas e modelos para esse fim, desde o mais simples ao mais complexo, sendo possível encontrar diversas tentativas de prever a falência empresarial - alguns, é claro, mais precisos que outros.

No universo de técnicas aplicadas e desenvolvidas em quase 50 anos de estudo e previsão da falência, destacamos a MDA pela sua aplicabilidade, simplicidade e eficácia duradouras, considerando que, apesar das limitações conhecidas deste modelo, ainda não foi identificado nenhum outro tipo de modelo que combine a sua simplicidade em termos de gestão, interpretação e aplicação, ao mesmo tempo atingindo níveis semelhantes de eficiência em termos de classificação da condição de falência.

## 2. A abordagem estatística à previsão de falência empresarial: características e limitações

Nos EUA, na década de 1930, após a Grande Depressão, surgem os primeiros estudos sobre esta temática, embora Divsalar et al. (2011) afirme que o interesse sobre este tema apenas cresceu após 1960, considerando a introdução de técnicas estatísticas que originaram o primeiro modelo de UA, introduzido com o estudo de Beaver conduzido em 1966, que utiliza um conjunto de indicadores aplicados sucessivamente e separadamente para classificar a condição de uma empresa como saudável ou falência, sendo simples, fácil e rápido de usar.

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 et al. (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.”*

Como consequência, em 1968, Altman combinou vários indicadores numa função discriminante, demonstrando uma forte melhoria na previsão, criando assim o modelo Z-Score, e com ele, a aplicação de 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, sendo importante realçar que a abordagem estatística inclui mais que as versões univariada e multivariada da análise discriminante, como 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 detecta os atributos distintivos de cada elemento de um grupo e, com base nestas diferentes características, consegue prever a classificação de qualquer novo elemento nos grupos existentes. Assim, depois de ser formulado e aplicado, este método irá, essencialmente, identificar 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. Adicionalmente, também é assumido que as matrizes de variância / covariância são homogêneas entre os grupos. Embora a violação destas suposições não tenha geralmente implicações sérias, permanecendo a análise válida, mesmo sem o estrito cumprimento desses pressupostos.

Uma vez que esta é a técnica mais extensivamente estudada, também é mais fácil ver as suas limitações. Como qualquer outro método, o seu desempenho é fortemente dependente dos dados disponíveis para a amostra de treino. Isso significa que ela pode ser afetada, entre outras coisas, pela fiabilidade das demonstrações financeiras utilizadas para calcular as suas variáveis independentes. Além disso, apresenta também um conjunto de fatores que devem ser considerados numa análise de sensibilidade.

(1) Sensibilidade Territorial: um modelo concebido para determinado país ou região terá um desempenho potencialmente diferente quando aplicado a uma amostra de localização geográfica diferente. Os países diferem em termos de requisitos legais, contabilísticos, impostos, características dos seus sistemas financeiros e, em última instância, políticas macro e microeconómicas, questões culturais e de tradição que afetam o estilo de gestão;

(2) Sensibilidade Sectorial: cada setor tem características específicas, do desempenho dos seus 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 muito diferentes; no entanto, há uma diferença ainda maior entre a indústria pesada e a de serviços. É claro que existem indicadores financeiros que se comportam de maneira específica dependendo do setor. Um modelo que não tenha isso em conta e agregue diferentes setores económicos em conjunto poderá excluir indicadores que, embora possam não ser bons preditores para alguns setores, podem sê-lo para outros;

(3) Sensibilidade Temporal: é improvável que um modelo projetado em meados do século XX produza o mesmo desempenho de classificação quando aplicado a empresas actuais, mesmo sendo do mesmo país e sector, com o mesmo tamanho e características que as utilizadas para projetar o modelo. Os negócios, como os sistemas de informação e tratamento contabilístico mudaram substancialmente desde o século passado;

(4) Sensibilidade ao Enviesamento na seleção da amostra: a amostragem não aleatória, sem tratamento específico ou selecionando toda a população, resulta na inclusão de mais casos parciais a tender para uma condição (saúdavel ou falido) na fase de construção do modelo. Como consequência, o desenvolvimento de um modelo nestas condições poderá fazer com que ele seja tendencioso mais tarde quando se tratar de classificar empresas;

(5) Sensibilidade aos pressupostos de seleção: além das sensibilidades anteriores, o modelo também é definido pela opinião do analista sobre os indicadores



que devem ou não ser incluídos, bem como as suposições em relação aos testes a serem realizados 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; 2018a, 2018b, 2018c) e com o objetivo de explorar as características intrínsecas e mais comuns dos modelos de abordagem MDA, através de uma amostra de cariz multissectorial que engloba autores Portugueses, Espanhóis ou Edward Altman, investigador ímpar na área da previsão de falência empresarial. Assim, foi possível identificar vinte e um (21) diferentes modelos no período 1979-2014 em estudo.

A Tabela 1 resume a distribuição dos estudos identificados pelos países das amostras utilizadas pelos seus respectivos autores. Procurámos obter os modelos, multissectoriais, 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 1** - Modelos pesquisados por país

País de Origem	N.º de Modelos
Brasil	2
Canadá	1
Espanha	14
Portugal	2
USA	2
<b>Total</b>	<b>21</b>

Relativamente ao tipo de tratamento dos dados que compõem a 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 características semelhantes.

Uma nota importante a deixar é relativa a que cerca de 24% dos autores não aplicaram nenhum tratamento à amostra de empresas que utilizaram.

**Tabela 2** - Número de modelos por tipo de tratamento de dados da amostra

Tipo de Tratamento	N.º de Modelos
<i>Matched</i>	2
<i>Paired</i>	14
Sem Tratamento	5
<b>Total</b>	<b>21</b>

No âmbito da distribuição das amostras entre empresas falidas e não falidas, importa realçar que o primeiro conjunto representa cerca de 58% das empresas analisadas.

É possível observar que os estudos utilizam em média quatro (4) indicadores, obtendo uma taxa média global de classificações correctas de cerca de 83%, sendo a taxa de erro média global de aproximadamente 19%. A tabela 3 mostra ainda que os modelos cobrem um período médio de oito anos de dados financeiros.

**Tabela 3** - Principais características dos modelos recolhidos

			Amostra		Classificações Correctas		Erros	
	N.º Anos	N.º Indicadores	N.º F	N.º NF	% F	% NF	Tipo I	Tipo II
<b>Media</b>	8	4	79	58	83,53%	78,77%	16,47%	21,23%
<b>Desvio Padrão</b>	4,88	1,52	77,52	26,26	7,87%	23,40%	7,87%	23,40%

## 5. Análise financeira e os indicadores e rácios componentes dos modelos

Amplas são as características que podem ser deduzidas dos indicadores que contêm 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 a chave que revela 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 et al. (2001) e Ross et al. (2002) argumentam, apresenta o resumo de uma grande quantidade de informação e, desta forma, auxilia os analistas a fazer as perguntas certas.

Assim, segundo Breia, et al. (2014), é possível observar a relação entre os itens contabilísticos, interpretando de forma ampla como ferramenta de suporte às exigências do departamento financeiro e das entidades que se relacionam com a empresa no seu âmbito de operações (fornecedores, bancos, credores em geral, clientes, investidores, designadamente).

Os vinte e um (21) modelos identificados utilizam vinte e seis (26) indicadores económico-financeiros diferentes, tal como consta do Apêndice I. Cada modelo combina entre dois (2) a (oito) 8 com o objectivo de prever o estado financeiro da empresa em análise, sendo possível dividir esses indicadores em 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 a capacidade para fazer face a compromissos no curto prazo. Têm algumas características eventualmente ambíguas para o utilizador da informação como o facto de os Activos e Passivos Correntes serem facilmente alteráveis, fazendo com que as medidas de liquidez facilmente se encontrem desactualizadas. Neste grupo enquadram-se os indicadores número 1, 2, 5, 6 e 15;

(3) Rendibilidade: correspondem à relação entre resultados obtidos e meios utilizados. Estes rácios são uteis como análise complementar mais do que como efectivas 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 activos afectos à empresa, a eficiência fiscal e financeira, entre outros. 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, e em particular dos grupos a que pertencem, conclui-se que nos vinte e um (21) modelos a maior parte dos (90) rácios que os compõe pertencem principalmente aos grupos de endividamento ou estrutura (32), rendibilidade (25) e actividade (15). Importa deixar a ressalva que, tal como nos é indicado por Carvalho (2013), “uma previsão de falência não significa necessariamente que esta venha a acontecer”. Assim, também é relevante 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 actividade ou tipologia de negócio da empresa.

Na Tabela 4 é feito um mapeamento entre o número de vezes que cada um dos diferentes indicadores aparece nos modelos analisados, considerando que aqueles que se apresentavam semelhantes, equivalentes ou complementares foram alvo de reconversão. Assim, é possível identificar 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 quatro (4) e dez (10) ocorrências, e que se encontram presentes em 19 a 48% do universo de modelos em estudo, resumindo-se a (oito) 8 indicadores, mais concretamente os com os números 9 a 13, 15, 16 e 19 que constam do Apêndice I, pertencendo estes aos grupos de estrutura, liquidez, rendibilidade e actividade, 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
<b>Total</b>	<b>26</b>

## 6. Metodologia

A metodologia utilizada envolveu um conjunto de fases com vista a atingir o objectivo de identificar o modelo de previsão de falência mais eficaz no sector dos transportes e armazenagem em Portugal e em Espanha, de acordo com as especificações referidas que orientaram a selecção de empresas. O plano metodológico foi composto por diversas fases, descritas de seguida.

**F1.** Pré-qualificação dos modelos de previsão de falência a serem envolvidos na selecção do mais adequado aos objectivos traçados.

**F2.** Validação da correcta classificação das empresas a integrar na amostra como falidas.

6.1. Selecção de empresas Portuguesas e Espanholas com as seguintes características:

- a) que desenvolvam a sua actividade no CAE C - Indústrias Transformadoras;
- b) 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;
- c) que em 2016 cumpram o critério de falidas selecionado (Capitais Próprios inferiores a zero, tal como indicam Peres e Antão (2017; 2018a; 2018b; 2018c), OTOC (2011) e Aziz e Dar (2006)) e cumulativamente não cumpram esse critério entre 2010 e 2015.

**F3.** Validação da correcta classificação das empresas a integrar na amostra como não falidas.

6.2. Selecção de empresas Portuguesas e Espanholas com as seguintes características:

- a) que desenvolvam a sua actividade no CAE C - Indústrias Transformadoras;
- b) 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;
- c) 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; 2018a; 2018b; 2018c), OTOC (2011) e Aziz e Dar (2006));
- d) em amostra emparelhada por dimensão com as do ponto 2.1. da metodologia.

**F4.** Aplicação dos modelos em estudo - a fim de recolher a classificação de cada um deles - às empresas das amostras indicadas nos pontos 2 e 3 da metodologia.

**F5.** 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 referidos nos subpontos 2.1 e 3.1 do ponto anterior às bases de dados SABI e AMADEUS da Bureau Van Dijk, foi possível obter uma amostra emparelhada total composta por cento e quatro (104) empresas, das quais quarenta e oito (48) se enquadram na subamostra de empresas falidas (subponto 2.1) e as restantes cinquenta e seis (56) na subamostra de empresas não falidas (subponto 3.1). Da base de dados citada foram recolhidas as informações financeiras 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 dos vinte e um (21) modelos em estudo identificados na fase 5 que se consubstanciam concretamente em combinações de vinte e seis (26) indicadores diferentes (Apêndice I), tendo sido elaborada uma matriz por empresa que disponibiliza a classificação atribuída por cada modelo cruzando-o com os sete (7) anos em análise.

Apesar de ter sido efectuado o cálculo, análise e classificação também para o ano de 2016, este não será considerado na selecção 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 na fase 3 do plano metodológico apresentado.

Após a obtenção para cada empresa e ano da classificação atribuída pelos modelos em estudo, procedemos a conversão dessa classificação 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 correctamente as empresas em estudo, tendo então chegado aos respectivos erros de Tipo I (classificação de empresas falidas como não falidas) e de Tipo II (classificação de empresas não falidas como falidas) e assim elaborar um ranking de eficácia de classificação atribuída pelos modelos estudados para cada um dos anos em análise e dessa forma aferir conclusões constantes do Apêndice II.

## 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.

nº	Global			Média	
	Ano	Autor	Origem	Sucesso	Lugar
1	1979	Altman, Baidya e Dias	Brasil	75%	2
2	1979	Altman, Baidya e Dias (2)	Brasil	63%	13
3	1980	Altman and Levallee	Canadá	67%	10
4	1993	Altman	USA	75%	2
5	1995	Garcia, Arqués e Calvo-Flores	Espanha	60%	17
6	1995	Garcia, Arqués e Calvo-Flores (2)	Espanha	58%	18
7	1995	Garcia, Arqués e Calvo-Flores (3)	Espanha	62%	16
8	1995	Altman, Hartzell e Peck	USA	54%	21
9	1997	Morgado	Portugal	63%	14
10	1998	Carvalho das Neves	Portugal	73%	4
11	1998	Lizarraga	Espanha	71%	8
12	1998	Lizarraga (2)	Espanha	67%	11
13	1998	Lizarraga (3)	Espanha	78%	1
14	2011	Monelos, Sanchez e Lopez	Espanha	58%	19
15	2011	Monelos, Sanchez e Lopez (2)	Espanha	62%	15
16	2011	Monelos, Sanchez e Lopez (3)	Espanha	72%	6
17	2014	López, Sánchez e Monelos	Espanha	69%	9
18	2014	López, Sánchez e Monelos (2)	Espanha	71%	7
19	2014	López, Sánchez e Monelos (3)	Espanha	57%	20
20	2014	López, Sánchez e Monelos (4)	Espanha	65%	12
21	2014	López, Sánchez e Monelos (5)	Espanha	73%	4

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

Na Figura 6, confrontamos a percentagem de classificação correcta e respectivos 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.

Ano	Autor	Origem	Média		Base	Diferença	
			Sucesso	Lugar	Sucesso		
1	1979	Altman, Baidya e Dias	Brasil	74,7%	2	80,0%	-5,3%
4	1993	Altman	USA	74,7%	2	96,0%	-21,3%
13	1998	Lizarraga (3)	Espanha	77,6%	1	90,0%	-12,4%

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

## 9. Conclusões e oportunidades de melhoria

É possível observar ao aplicar os vinte e um (21) modelos multissetoriais que utilizam a técnica de Análise Discriminante Multivariada a uma amostra de

empresas Portuguesas e Espanholas do sector das indústrias transformadoras (CAE C), os resultados mais precisos para a previsão da falência empresarial até (seis) 6 anos antes são obtidos com os modelos apresentados por Altman et al. (1979), Altman (1993) e Lizarraga (1998).

Podemos verificar que algumas das limitações mencionadas na secção 3 foram consideradas na construção dos modelos estudados; no entanto, importa referir que algumas limitações se mantêm e traduzem um efeito no estudo conduzido.

(1) Sensibilidade Territorial: podemos supor que esta questão foi considerada pelos autores, uma vez que não identificamos modelos com amostra de empresas de vários países; porém, apesar de surgirem como mais eficientes modelos das respectivas nacionalidades das empresas estudadas, não foram identificadas medidas nas fases de construção dos modelos, que os potenciassessem ou não ganhos de eficiência dessa escolha;

(2) Sensibilidade Sectorial: o uso de modelos multisectoriais construídos sobre amostras que procuram retratar a economia como um todo, como é o caso dos modelos aqui estudados, revelam níveis consistentes de eficiência de classificação no sector estudado;

(3) Sensibilidade Temporal: nenhum dos modelos estudados aplica qualquer tratamento para a distância temporal entre o momento da concepção e a aplicação;

(4) Sensibilidade à qualidade da informação: conforme indica a secção 2, quanto melhor a informação, melhor será o modelo. Não sendo indicado pelos autores nenhum cuidado especial sob a informação a utilizar, todavia para garantir qualidade da informação, seleccionamos empresas sujeitas a revisão legal de contas, conforme descrito no ponto 7;

(5) Sensibilidade aos pressupostos da selecção: todos os modelos analisados seleccionam naturalmente as empresas activas como saudáveis. Para as empresas falidas, normalmente escolhem aquelas que, no período em análise, apresentam um Patrimônio Líquido  $< 0$ , que é o mesmo que dizer Ativos  $<$  Passivos. A inclusão de parâmetros diferenciais de separação de amostras na fase de treino dos modelos poderá vir a revelar-se benéfica.

Em conclusão, o cenário atual promove a trivialização do termo falência, onde o incumprimento das obrigações ou compromissos com os credores já não é como outrora uma falha grave que implicava pesadas sanções, tendo-se tornado, aliás, num acidente comum da vida económica. As técnicas apresentadas representam uma contribuição valiosa para predizer a falência e ajudar a manter condições económicas estáveis. Ao mesmo tempo, as possibilidades de aprofundamento da investigação incluem as questões levantadas, que têm o potencial de melhorar os modelos, tornando-os mais estáveis e mais amplamente aplicáveis.



## Referências bibliográficas

- ALTMAN, E. I. (1968). Financial ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, *Journal of Finance*, 22, pp. 589-610.
- 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), pp. 17-28.
- ALTMAN E. I.; HARTZELL, J.; PECK, M. (1995). Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System. Salomon Brothers Inc. New York
- ALTMAN, E. I.; LEVALLEE, M. Y. (1980). Business Failure Classification in Canada. *Journal of Business Administration* 12 (1): 147-164.
- AZIZ, M. A.; DAR, H. A. (2004). Predicting corporate bankruptcy: Whither we stand?, *Economic Research Papers*, 4(1), pp. 324-341.
- AZIZ, M. A.; DAR, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand?, *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6(1), pp.18-33.
- BEAVER, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical research in accounting: selected studies, *Journal of Accounting Research*, 4, pp. 71-111.
- BELLOVARY, J.; GIACOMINO, D.; AKERS, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, *Journal of Financial Education*, 33, pp. 124-146.
- BREALEY, R. A.; MYERS, S.C. (2010). *Principles of Corporate Finance*, McGraw-Hill, New York.
- BREALEY, R. A.; MYERS, S. C.; MARCUS, A.J. (2001). *Fundamentals of Corporate Finance*, McGraw-Hill, New York.
- BREIA, A. F.; MATA, N. N. S.; PEREIRA, V. M. M. (2014). *Análise Económica e Financeira: Aspectos Teóricos e Casos Práticos*, Rei dos Livros, Lisbon.
- CARVALHO, P. (2013). Continuidade: Estudo de um Caso. Revisores e Auditores, *Revista da Ordem dos Revisores Oficiais de Contas*, 63.
- CARVALHO DAS NEVES, J.; SILVA, J. A. (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. 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), pp. 669-692.
- 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), pp. 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*, 24(82), pp. 175-200.
- 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, pp. 183-202.
- 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), pp. 137-164.
- LÓPEZ, M. R.; Monelos, P.L. e Sánchez, C.P. (2014). DEA as a business failure prediction tool – Application to the case of Galician SMEs. *Contaduría y Administración*, 59(2), pp. 65-96.
- 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.
- 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.
- Ordem dos Técnicos Oficiais de Contas – Anuário do Sector Empresarial do Estado e do Sector Empresarial Regional 2011. [em linha]. [Consult. 24 Jan. 2018]. Disponível em: <http://pt.calameo.com/read/000324981b6a000f7b4b4>
- PEREIRA, J. M.; BASTO, M.; GOMÉZ, F. D.; ALBUQUERQUE, E. B. (2010). Los modelos de predicción del fracasso empresarial. Propuesta de um ranking, in XIV encontro da Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.
- PERES, C. J. (2014). A Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial: Aplicação ao Caso das Sociedades Portuguesas, Master Thesis, 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 AESTIMATIO, *The IEB International Journal of Finance*, 14, pp. 108-13.
- PERES, C.; ANTÃO, M. (2018). Eficiência dos Modelos Multissetoriais de Previsão de Falência Empresarial – O Caso do Sector Primário Ibérico, XVIII Encontro Asociación Española de Contabilidad y Administración de Empresas.
- PERES, C. e; ANTÃO, M. (2018-a). Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial nas Empresas de Transportes Ibéricas, Conference: Conference: XXXII Congreso Internacional de Economía Aplicada -Economía del Transporte y Logística Portuaria.

- PERES, C.; ANTÃO, M. (2018-b). Eficácia dos Modelos de Previsão de Falência Empresarial nas Portuguesas e Espanholas – O Caso do Sector do Turismo, The International Conference of Applied Business and Management.
- PERES, C.; ANTÃO, M. (2018-c) Eficiência dos modelos multissetoriais de previsão de falência empresarial: o caso do sector terciário ibérico - Lusíada. *Economia & Empresa*. ISSN: 1647-4120.
- Real Decreto Legislativo 1/2010 de 2 de julho, Agência Estatal Boletín Oficial del Estado.
- ROSS, S. A.; WESTERFIELD, R. W.; JAFFE, J. (2002). *Corporate Finance*, McGraw-Hill, New York.
- SANTOS, B.; SIMÕES, J. (2019). A análise económico-financeira como instrumento de suporte para a previsão das insolvências, *Contabilista*, 226, 64-66.
- 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, pp. 41-56.

## APÊNDICE I - Tipos de Indicadores

1	Activo Corrente / Passivo Corrente
2	Passivo Financeiro / Activo Corrente
3	Activo Corrente / Activo Total
4	Gastos Financeiros de Financiamento / Réditos
5	Resultado Operacional / Passivo Total
6	(Activo Corrente – Inventários) / Passivo Corrente
7	(Activo Corrente – Inventários – Passivo Corrente) / Despesas de operação: (Réditos – Resultados Antes de Impostos – Ajustamentos)
8	Resultado Líquido / Activo Total
9	Fundo de Maneio / Activo Total
10	(Capital Próprio – Capital Social) / Activo Total
11	Resultado Operacional / Activo Total
12	Capital Próprio / Passivo Total
13	Réditos / Activo Total
14	Taxa de Crescimento dos Capital Próprio – Taxa de Crescimento do Activo Total
15	Resultado Operacional / Gastos Financeiros de Financiamento
16	Cash-flow / Activo Total
17	Estado e Outros Entes Públicos Líquido / Rédito
18	Resultado Líquido / Passivo Total
19	Passivo Total / Activo Total
20	Sector construção = 1; outros = 0
21	Colaterais: sim = 1; Não = 0
22	(Capital Próprio – Resultado Líquido) / Passivo Corrente
23	Réditos / Custo das Mercadorias Vendidas e Materias Consumidas
24	Gastos com Pessoal / Activo Não Corrente
25	Gastos com Depreciações / (Activo Não Corrente – Investimentos Financeiros)
26	(Resultado Líquido – Activo Corrente + Caixa e Seus Equivalentes) / Activo Total

## APÊNDICE II - Quadro Síntese da Aplicação dos Modelos

Portugal			2015		2014		2013		2012		2011		2010		Média	
Ano	Autor	Origem	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar
1979	Alman, Baisha e Dias	Brasil	79%	5	79%	2	75%	1	69%	1	65%	3	62%	2	71%	2
1979	Alman, Baisha e Dias (2)	Brasil	67%	16	65%	10	65%	7	60%	11	60%	13	54%	9	62%	12
1980	Alman and Levalhoz	Canadá	75%	9	63%	14	67%	4	62%	7	63%	6	62%	2	65%	7
1993	Alman	USA	79%	5	77%	3	67%	4	63%	5	62%	11	62%	2	68%	5
1995	García, Arquês e Cabro-Flors	Espanha	52%	20	52%	20	52%	20	52%	28	54%	18	50%	17	52%	20
1995	García, Arquês e Cabro-Flors (2)	Espanha	52%	20	52%	20	52%	20	52%	28	52%	21	50%	17	52%	21
1995	García, Arquês e Cabro-Flors (3)	Espanha	67%	16	60%	15	58%	15	58%	24	58%	14	58%	8	60%	14
1995	Alman, Hanzel e Peck	USA	54%	19	54%	19	54%	18	54%	15	54%	18	54%	9	54%	19
1997	Murgalo	Portugal	71%	13	65%	10	60%	13	60%	11	56%	17	50%	17	60%	13
1998	Carvalhalo Neves	Portugal	73%	10	65%	10	63%	11	63%	5	63%	6	60%	6	65%	9
1998	Lizamao	Espanha	73%	10	77%	3	65%	7	62%	7	63%	6	63%	1	67%	6
1998	Lizamao (2)	Espanha	71%	13	67%	9	65%	7	62%	7	63%	6	60%	6	65%	9
1998	Lizamao (3)	Espanha	87%	2	75%	6	67%	4	69%	1	67%	2	54%	9	70%	3
2011	Morales, Sanchez e Lopez	Espanha	77%	7	60%	15	56%	16	54%	15	38%	14	54%	9	60%	14
2011	Morales, Sanchez e Lopez (2)	Espanha	83%	3	58%	17	54%	18	52%	28	54%	18	50%	17	58%	18
2011	Morales, Sanchez e Lopez (3)	Espanha	92%	1	81%	1	73%	1	69%	1	65%	3	62%	2	74%	1
2014	López, Sánchez e Morales	Espanha	69%	15	71%	8	63%	11	60%	11	63%	6	52%	15	63%	11
2014	López, Sánchez e Morales (2)	Espanha	73%	10	73%	7	65%	7	62%	7	65%	3	52%	15	65%	8
2014	López, Sánchez e Morales (3)	Espanha	77%	7	58%	17	56%	16	54%	15	38%	14	54%	9	59%	16
2014	López, Sánchez e Morales (4)	Espanha	65%	18	65%	10	60%	13	52%	28	62%	11	50%	17	59%	17
2014	López, Sánchez e Morales (5)	Espanha	81%	4	77%	3	71%	3	65%	4	69%	1	54%	9	70%	4

Espanha			2015		2014		2013		2012		2011		2010		Média	
Ano	Autor	Origem	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar
1979	Alman, Baisha e Dias	Brasil	85%	4	83%	6	83%	3	71%	8	75%	2	73%	4	78%	4
1979	Alman, Baisha e Dias (2)	Brasil	69%	17	67%	13	62%	17	62%	17	62%	15	63%	26	64%	17
1980	Alman and Levalhoz	Canadá	77%	9	71%	11	73%	9	71%	8	63%	11	62%	17	70%	12
1993	Alman	USA	87%	2	90%	2	88%	3	81%	2	75%	4	73%	4	81%	3
1995	García, Arquês e Cabro-Flors	Espanha	73%	13	65%	15	65%	14	71%	8	67%	6	69%	9	69%	13
1995	García, Arquês e Cabro-Flors (2)	Espanha	71%	16	63%	16	63%	16	69%	12	60%	17	65%	12	65%	15
1995	García, Arquês e Cabro-Flors (3)	Espanha	73%	13	62%	18	60%	19	65%	15	60%	17	65%	12	64%	17
1995	Alman, Hanzel e Peck	USA	54%	21	54%	20	54%	21	54%	20	54%	19	54%	20	54%	21
1997	Murgalo	Portugal	69%	17	63%	16	67%	12	65%	15	62%	15	62%	17	65%	16
1998	Carvalhalo Neves	Portugal	87%	2	87%	3	85%	1	81%	2	75%	2	73%	2	81%	2
1998	Lizamao	Espanha	77%	9	75%	9	73%	9	75%	6	67%	6	75%	2	74%	8
1998	Lizamao (2)	Espanha	75%	11	71%	11	67%	12	71%	8	63%	11	73%	4	70%	11
1998	Lizamao (3)	Espanha	92%	1	92%	1	85%	1	87%	1	77%	1	79%	1	85%	1
2011	Morales, Sanchez e Lopez	Espanha	60%	19	58%	19	62%	17	56%	29	50%	21	54%	20	56%	19
2011	Morales, Sanchez e Lopez (2)	Espanha	73%	13	67%	13	65%	14	62%	17	62%	11	65%	12	66%	14
2011	Morales, Sanchez e Lopez (3)	Espanha	75%	11	73%	10	77%	5	67%	14	67%	6	65%	12	71%	10
2014	López, Sánchez e Morales	Espanha	83%	6	81%	7	75%	8	79%	4	65%	10	69%	9	75%	7
2014	López, Sánchez e Morales (2)	Espanha	85%	4	87%	3	77%	5	77%	5	67%	6	69%	9	77%	5
2014	López, Sánchez e Morales (3)	Espanha	56%	20	54%	20	60%	19	54%	20	54%	19	56%	29	55%	20
2014	López, Sánchez e Morales (4)	Espanha	79%	8	77%	8	69%	11	69%	12	63%	11	71%	7	71%	9
2014	López, Sánchez e Morales (5)	Espanha	83%	6	87%	3	77%	5	73%	7	69%	5	71%	7	77%	6

Global			2015		2014		2013		2012		2011		2010		Média	
Ano	Autor	Origem	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar	Sucesso	Lugar
1979	Alman, Baisha e Dias	Brasil	82%	4	81%	4	78%	1	70%	4	70%	2	67%	2	75%	2
1979	Alman, Baisha e Dias (2)	Brasil	68%	16	66%	13	63%	13	61%	15	61%	13	59%	15	63%	13
1980	Alman and Levalhoz	Canadá	76%	9	67%	12	70%	8	66%	10	62%	10	62%	9	67%	10
1993	Alman	USA	83%	3	84%	1	75%	3	72%	2	67%	5	67%	2	75%	2
1995	García, Arquês e Cabro-Flors	Espanha	63%	19	59%	17	59%	16	62%	13	61%	13	60%	24	60%	17
1995	García, Arquês e Cabro-Flors (2)	Espanha	62%	20	58%	19	58%	19	61%	15	56%	18	58%	26	58%	18
1995	García, Arquês e Cabro-Flors (3)	Espanha	70%	14	61%	16	59%	16	62%	13	59%	15	62%	9	62%	16
1995	Alman, Hanzel e Peck	USA	54%	21	54%	21	54%	21	54%	20	54%	20	54%	20	54%	21
1997	Murgalo	Portugal	70%	14	64%	14	63%	13	63%	12	59%	15	56%	28	63%	14
1998	Carvalhalo Neves	Portugal	80%	6	76%	7	74%	5	72%	2	69%	3	67%	2	73%	4
1998	Lizamao	Espanha	75%	11	76%	7	69%	9	68%	8	65%	8	69%	1	71%	8
1998	Lizamao (2)	Espanha	73%	12	69%	11	66%	11	66%	10	63%	10	66%	5	67%	11
1998	Lizamao (3)	Espanha	89%	1	84%	1	76%	2	78%	1	72%	1	66%	5	78%	1
2011	Morales, Sanchez e Lopez	Espanha	68%	16	59%	17	59%	16	55%	29	54%	20	54%	20	58%	19
2011	Morales, Sanchez e Lopez (2)	Espanha	78%	8	63%	15	60%	15	57%	28	59%	15	58%	26	62%	15
2011	Morales, Sanchez e Lopez (3)	Espanha	84%	2	77%	6	75%	3	68%	8	66%	6	63%	7	72%	6
2014	López, Sánchez e Morales	Espanha	76%	9	76%	7	69%	9	69%	5	64%	9	61%	11	69%	9
2014	López, Sánchez e Morales (2)	Espanha	79%	7	80%	5	71%	7	69%	5	66%	6	61%	11	71%	7
2014	López, Sánchez e Morales (3)	Espanha	66%	18	56%	20	58%	19	54%	20	56%	18	55%	29	57%	20
2014	López, Sánchez e Morales (4)	Espanha	72%	13	71%	10	64%	12	61%	15	63%	12	61%	11	65%	12
2014	López, Sánchez e Morales (5)	Espanha	82%	4	82%	3	74%	5	69%	5	69%	3	63%	8	73%	4