



**Instituto Superior
de Contabilidade
e Administração**

Politécnico de Coimbra

Mariana Marques Lopes



**Instituto Superior
de Contabilidade
e Administração**

Politécnico de Coimbra

**O IMPACTO DA QUALIDADE DA INFORMAÇÃO
FINANCEIRA NO RISCO DE FALÊNCIA: ESTUDO
DE PME PORTUGUESAS DO SETOR DOS
MOLDES**

Coimbra, Novembro de 2022



**Instituto Superior
de Contabilidade
e Administração**

Politécnico de Coimbra

Mariana Marques Lopes

**O IMPACTO DA QUALIDADE DA INFORMAÇÃO
FINANCEIRA NO RISCO DE FALÊNCIA: ESTUDO
DE PME PORTUGUESAS DO SETOR DOS
MOLDES**

Dissertação submetida ao Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Coimbra para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de **Mestre em Análise Financeira**, realizada sob a orientação da Professora Clara Margarida Pisco Viseu e coorientação da Professora Inês Margarida Cadima Lisboa.

Coimbra, Novembro de 2022

TERMO DE RESPONSABILIDADE

Declaro ser o autor desta dissertação, que constitui um trabalho original e inédito, que nunca foi submetido a outra Instituição de ensino superior para obtenção de um grau acadêmico ou outra habilitação. Atesto ainda que todas as citações estão devidamente identificadas e que tenho consciência de que o plágio constitui uma grave falta de ética, que poderá resultar na anulação da presente dissertação.

Resumo

A informação contida nas demonstrações financeiras permite aos gestores entender a situação financeira em que a empresa se encontra e ajuda-os a tomar decisões quanto a possíveis investimentos que pretendam fazer. É importante que esta informação seja o mais verdadeira possível, para evitar que as decisões sejam tomadas com base em informação financeira enviesada, que por sua vez pode originar dificuldades financeiras futuras nas empresas.

Quando as empresas estão em dificuldades financeiras significa que estas podem estar em possível situação de incumprimento, ou seja, podem não ter recursos suficientes para fazer face às suas despesas.

O objetivo deste estudo é compreender o impacto da qualidade da informação financeira na probabilidade de incumprimento. Para tal foi selecionada uma amostra de 626 empresas portuguesas ativas, pertencentes ao setor dos moldes, durante o período de 2015 a 2021. Na seleção das empresas foram escolhidas as micro, pequenas e médias empresas (PME) portuguesas. Estas foram classificadas em cumpridoras ou incumpridoras utilizando uma abordagem *ex-ante*.

Os resultados demonstram que no período em estudo, o número de empresas cumpridoras é superior ao de empresas incumpridoras. No ano de 2020 existiu um aumento de 6% das empresas incumpridoras, provavelmente devido às medidas adotadas no âmbito da pandemia COVID-19. Pela análise do modelo verificamos que a qualidade da informação financeira tem impacto na probabilidade de falência das empresas. Quanto maior a gestão de resultados (menor qualidade dos *accruals*) e assimetria na apresentação dos resultados positivos e negativos (falta de qualidade dos resultados), menor é a qualidade da informação e maior a probabilidade de a empresa estar em incumprimento. Demonstrações financeiras com qualidade são aquelas que transparecem a imagem verdadeira e apropriada da empresa. As variáveis pertencentes ao grupo da dimensão, rendibilidade, endividamento e atividade são as que apresentam maior relevância estatística na previsão do incumprimento das empresas.

Palavras-chave: informação financeira, qualidade da informação, incumprimento, setor dos moldes, micro e PME, Portugal

Abstract

The financial information present in the financial statements allows managers to understand the company's financial situation and helps to make decisions about possible investments. Therefore, this information should be truthful to avoid decisions being taken based on biased information, that could cause future financial difficulties in companies.

When companies are in financial difficulties it may be possible that they are in a default situation, it means, they may not have enough resources to meet their expenses.

This study aims to understand the impact of financial information quality on company's probability of default. To this end, a sample of 626 active Portuguese companies in the moulds sector was analyzed during the period from 2015 to 2021. The sample contains Portuguese micro, small and medium enterprises (MSMEs). Firms are classified as compliant or default using an *ex-ante* criterion.

The results show that in period under study (2015 to 2021), the number of compliant companies is higher than the number of default ones. In 2020, there was a 6% increase in default companies, probability due to the measures adopted in the context of the COVID-19 pandemic situation. An increase in earnings management (lower quality of accruals) and in the asymmetry in the presentation of positive and negative earnings (lack of quality of earnings), leads to lower the financial information quality and increases the company's probability of default. Financial information quality is the one that reflects a true and fair view of the company. Other variables are also relevant to predict company's probability of default, namely the ones belonging to the group of size, profitability, leverage and efficiency.

Keywords: financial information, information quality, default, moulds sector, micro and SMEs, Portugal

ÍNDICE GERAL

INTRODUÇÃO	10
1. REVISÃO DA LITERATURA	12
1.1. Risco de Incumprimento.....	12
1.1.1. Conceito de incumprimento e diferença face à falência.....	12
1.1.2. Critérios de classificação de incumprimento.....	12
1.1.3. Modelos de risco de incumprimento	15
1.1.4. Variáveis utilizadas nos modelos de risco de incumprimento.....	25
1.2. Qualidade da Informação Financeira	30
1.2.1. Conceito de Qualidade da Informação Financeira	30
1.2.2. <i>Proxies</i> da Qualidade da Informação Financeira.....	31
1.3. Impacto da qualidade da informação financeira no risco de incumprimento...	39
2. METODOLOGIA DE INVESTIGAÇÃO	42
2.1. Amostra.....	42
2.2. Metodologia.....	44
2.3. Variáveis	46
2.3.1. Variável Dependente	46
2.3.2. Variáveis Independentes.....	47
3. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS	49
3.1. ANÁLISE DESCRITIVA	49
3.2. RESULTADOS DOS MODELOS ESTIMADOS.....	56
CONCLUSÃO	62
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	64

ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1 - Modelos previsão incumprimentos	22
Tabela 2 - Variáveis utilizadas no modelo	27
Tabela 3 - Número de empresas cumpridoras/incumpridoras	47
Tabela 4 – Tabela das correlações	50
Tabela 5 – Variáveis selecionadas pelo método <i>stepwise</i>	51
Tabela 6 - Estatística descritiva	53
Tabela 7 - Resultados do modelo logit	56
Tabela 8 - Taxa de sucesso do modelo	58
Tabela 9 - Resultados do modelo logit com a variável DAC desfasada.....	59
Tabela 10 - Taxa de sucesso do modelo com desfasamentos.....	60

ÍNDICE DE GRÁFICOS

Gráfico 1 - Número de empresas por dimensão - Setor dos Moldes.....	42
---	----

Lista de abreviaturas, acrónimos e siglas

ADM	Análise Discriminante Múltipla
ANN	<i>Artificial Neutral Network</i>
CAE	Código das Atividades Económicas
CIRE	Código de Insolvência e Recuperação de Empresas
DAC	<i>Discretionary Accruals</i> (Accruals Discricionários)
EBIT	<i>Earnings Before Interest and Taxes</i> (Resultado Operacional)
EBITDA	<i>Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization</i> (Resultado antes de juros, impostos, depreciações e amortizações)
QIF	Qualidade da Informação Financeira
NAC	<i>Nondiscretionary Accruals</i> (Accruals não Discricionários)
PME	Pequenas e Média Empresas
ROA	Rendibilidade Operacional do Ativo
SIREVE	Sistema de Recuperação de Empresas por Via Extrajudicial
SVM	<i>Support Vector Machine</i>

INTRODUÇÃO

A informação financeira contida nas demonstrações financeiras é importante para as empresas e para os mercados, uma vez que é sobre essa informação que os agentes económicos irão basear as suas decisões e atividades futuras (Bridle & Gilles, 2006; Easley & O'Hara, 2004). Assim, é importante que esta informação seja verdadeira, completa e sem qualquer distorção, para evitar que os vários agentes tomem decisões incorretas, que coloquem em risco a situação financeira da empresa. De acordo com Dun *et al.* (1992), é fundamental que os proprietários e gestores das empresas conheçam e analisem de forma cuidada e atenta as demonstrações financeiras, de modo a evitar a falência da empresa e também para garantir a sua sobrevivência e crescimento. Por vezes, os gestores tendem a alterar as demonstrações financeiras para mostrar uma imagem da empresa que não reflete a situação atual. Quando as demonstrações financeiras estão enviesadas, a informação refletida nos rácios não é a verdadeira e, como tal, não é possível avaliar corretamente a situação de incumprimento da empresa.

Uma empresa encontra-se em incumprimento ou com dificuldades financeiras quando deixa de ter capacidades para pagar as suas dívidas ou obrigações (Nagar & Sen, 2018). Nos casos em que o incumprimento se torna permanente, isto é, quando a empresa deixa efetivamente de ter recursos para pagar as dívidas, então a empresa é declarada como estando em falência.

Este trabalho estuda o impacto que a qualidade da informação financeira (QIF) tem na previsão do risco de incumprimento das empresas. Vai ser analisado se a falta de QIF aumenta a probabilidade de falência das empresas. A análise do incumprimento foi efetuada com base no modelo de regressão logit e a QIF foi medida pelos *accruals* discricionários, via modelo Kothari *et al.* (2005), e pela pontualidade dos ganhos (*timeliness*), via modelo Ball e Shivakumar (2005). Para o estudo do incumprimento foram selecionados 13 rácios financeiros, divididos por liquidez, rendibilidade, dimensão, endividamento, encargos financeiros, atividade, fluxos de caixa e uma variável macroeconómica. Com recurso ao método *stepwise* foram selecionadas as variáveis mais relevantes para a amostra em estudo.

A amostra é constituída pelas micro, pequenas e médias empresa (PME) portuguesas do setor dos moldes durante o período de 2015 a 2021. A opção por este grupo de empresas

deve-se à grande representação no tecido empresarial português, uma vez que este é constituído em 99,9% por este tipo de empresas (INE,2020).

A indústria dos moldes é um setor que tem vindo, ao longo da última década, a ganhar notoriedade no mercado internacional, devido a ser um setor inovador, de alta intensidade tecnológica e com capacidade de se adaptar às necessidades dos clientes (CEFAMOL, 2021). O relatório da CEFAMOL (2021) indica que, no ano de 2020, este setor exportou cerca de 85% da sua produção, facto que representa a forte vocação de exportação, empregava cerca de 11.200 trabalhadores e era representado por 536 empresas. É ainda referido que “o saldo da balança comercial registou uma tendência de crescimento, tendo passado de 248 milhões de euros em 2010, para 397 milhões de euros em 2020” (CEFAMOL, 2021, página 8). Face à importância deste setor para a economia nacional torna-se fundamental compreendê-lo, principalmente, os motivos que podem conduzir estas empresas a situações de incumprimento e, até mesmo, falência.

A análise aos resultados permite concluir que as variáveis da QIF têm impacto na probabilidade de incumprimento das empresas. Os indicadores financeiros que mais contribuem para a probabilidade de incumprimento das empresas pertencem ao grupo de dimensão ($\text{LOG}(A)$), rentabilidade (RO/A), endividamento (P/A) e eficiência/atividade (VN/A). O modelo classifica as empresas cumpridoras com uma taxa de sucesso de 97,2% e as empresas incumpridoras com uma taxa de sucesso de 38,4%. No geral, este apresenta uma boa capacidade de previsão da probabilidade de incumprimento das empresas (taxa de sucesso = 84,4%).

Este trabalho encontra-se estruturado em cinco secções. A primeira secção corresponde à introdução, onde é feito o enquadramento do tema e são explicados os objetivos do trabalho. Segue-se o primeiro capítulo (revisão da literatura), onde são explicados o conceito de incumprimento e os modelos que permitem calculá-lo, o conceito de QIF, as formas de a medir e os modelos utilizados e, por fim, são apresentados os trabalhos que relacionam a QIF e o incumprimento. O segundo capítulo é constituído pela divulgação da amostra em estudo, das metodologias e das variáveis. Posteriormente, são apresentados os resultados do modelo no terceiro capítulo. A última secção é constituída pela conclusão, onde são apresentadas as principais conclusões do trabalho, limitações do mesmo e apresentação de linhas de investigação futuras.

1. REVISÃO DA LITERATURA

1.1. Risco de Incumprimento

1.1.1. Conceito de incumprimento e diferença face à falência

O incumprimento é a incapacidade de uma empresa conseguir cumprir com todas as suas dívidas (Sun *et al.*, 2014). Wruck (1990) define que uma empresa está em incumprimento quando os seus fluxos de caixa não são suficientes para suportarem as suas obrigações financeiras.

White (1994) indica que os custos de incumprimento são a fonte mais importante dos custos de falência. Porém, segundo Freire (2013), a falência e o incumprimento são situações distintas, uma vez que a falência é uma situação permanente e irreversível e o incumprimento é uma situação temporária que pode ser reversível. Nos termos do artigo 1º, nº2 do Decreto-Lei nº 315/98, de 20 de outubro, uma empresa é considerada como estando em falência quando esta se mostre economicamente inviável ou que não seja possível, face às circunstâncias, a sua recuperação financeira. Altman e Hotchkiss (2006) indicam que a falência é a incapacidade de a empresa fazer face aos seus encargos, isto é, um passivo superior ao ativo que coloca o valor da empresa abaixo de zero.

Ward e Foster (1997) mencionam que estudar apenas a falência leva a um enviesamento da informação, uma vez que as empresas entram num ciclo de dificuldades financeiras durante vários anos antes de apresentarem o pedido de falência. Pindado e Rodrigues (2005) reforçam a ideia e indicam que a falência é apenas um dos resultados possíveis do risco de incumprimento.

1.1.2. Critérios de classificação de incumprimento

Para classificar uma empresa como cumpridora ou incumpridora a literatura recorre a diferentes critérios que podem ser subdivididos em três grupos: estudos que utilizam a classificação legal (também chamado de classificação *ex-post*), estudos que têm por base indicadores financeiros para detetar sinais de dificuldades financeiras (classificação *ex-ante*) e estudos que utilizam a classificação mista, isto é, utilizam os indicadores financeiros e ao mesmo tempo a classificação legal (Costa *et al.*, 2022).

A avaliação *ex-post* baseia-se em empresas que já se encontram numa situação de falência (Lisboa *et al.*, 2021). São vários os estudos que utilizam esta classificação, como por

exemplo, Altman (1968), Ohlson (1980), Blums (2003), Zieba *et al.* (2016), Altman *et al.* (2017) e Jones *et al.* (2017). Porém, este critério depende do país analisado, uma vez que cada país tem a sua própria legislação, o que não permite a generalização e comparação entre empresas de diferentes países (Lisboa *et al.*, 2021). Adicionalmente, este critério pode sofrer alterações com o passar dos anos, devido às alterações que ocorrem na legislação (Pindado & Rodrigues, 2005; Tinoco & Wilson, 2013).

O critério *ex-ante* permite identificar situações de incumprimento à priori e ajudar a encontrar uma solução para essas mesmas situações, de forma a evitar a probabilidade de falência (Costa *et al.*, 2022). Este critério centra-se nos problemas financeiros e não nas consequências legais – a falência (Pindado & Rodrigues, 2005). Ao utilizar rácios financeiros, esta classificação permite a análise de diferentes empresas, pertencentes a diferentes países (Costa *et al.*, 2022). Whitaker (1999), Wang e Deng (2006), Salloum *et al.* (2012) e Du *et al.* (2020) são exemplos de autores que utilizam no seu estudo o critério *ex-ante* para classificar as empresas em cumpridoras e incumpridoras.

Wruck (1990), Asquith *et al.* (1994), Andrade e Kaplan (1998) e Whitaker (1999) indicam que uma empresa está em risco de incumprimento quando os seus resultados antes de juros, impostos, depreciações e amortizações (EBITDA) são inferiores aos seus gastos financeiros. Whitaker (1999) ainda define o incumprimento como o primeiro ano em que o *cash-flow* de uma empresa é inferior aos vencimentos atuais da dívida de longo prazo. Para Wang e Deng (2006), se o valor de mercado das ações da empresa for inferior ao seu valor contabilístico pode-se dizer que a empresa está em incumprimento. Salloum *et al.* (2012) definem que uma empresa apresenta dificuldades financeiras quando o rácio de cobertura dos encargos financeiros (EBITDA / Gastos de Financiamento) é inferior a 0,8.

Em Portugal, entre os anos de 2012 a 2018, esteve em vigor o programa SIREVE (Sistema de Recuperação de Empresas através de Acordos Extrajudiciais) com o objetivo de ajudar na recuperação das empresas pela via não judicial (SIREVE, 2012). Segundo o Decreto-Lei n.º 26/2015 (2015, p.276), o SIREVE destinava-se às empresas que estivessem “em situação económica difícil ou numa situação de insolvência iminente, nos termos do Código da Insolvência e da Recuperação de Empresas (CIRE)” e que cumprissem as seguintes condições cumulativamente nos três últimos exercícios completos à data da apresentação do requerimento:

- a) Autonomia financeira (capital próprio/ativo) superior a 5%;

- b) Relação entre os resultados antes de depreciações, gastos de financiamento e impostos (EBITDA) e o valor dos juros e gastos similares superior a 1,3;
- c) Dívida financeira sobre resultados antes de depreciações, gastos de financiamento e impostos igual ou superior a 0 e inferior a 10.

Para serem consideradas solventes, as empresas deveriam cumprir cada rácio em pelo menos um dos três últimos exercícios e 50% de todas as combinações possíveis devem ser satisfeitas a cada ano.

Este critério foi o seguido pelos autores Lisboa *et al.* (2021) e Costa *et al.* (2022) que analisaram pequenas e médias empresas portuguesas.

Para além dos critérios apresentados anteriormente, existe ainda o critério misto, isto é, autores que consideram empresas falidas e empresas que apresentam sinais de dificuldade financeira. As conclusões dos estudos que utilizam este critério podem não ajudar as empresas a conseguirem recuperar das dificuldades financeiras, uma vez que os resultados podem ser tendenciosos devido a estas já estarem em falência (Costa *et al.*, 2022). Rosner (2003), Pindado *et al.* (2008), Barboza *et al.* (2017) e Nagar e Sen (2018) são exemplos de investigadores que utilizam critérios mistos no seu modelo.

Para Rosner (2003) as empresas com dificuldades financeiras apresentam uma das seguintes características:

- a) Um fundo de maneiio negativo no ano corrente;
- b) Resultado operacional negativo em qualquer um dos três anos anteriores à falência;
- c) Resultados retidos negativos no terceiro ano anterior à falência; ou
- d) Um resultado líquido negativo em qualquer um dos três anos antes da falência.

Nagar e Sen (2018), para além de utilizarem os mesmos critérios que Rosner (2003), acrescentam ainda um outro critério que diz que uma empresa é considerada como estando em dificuldades financeiras se apresentar resultados operacionais negativos nos últimos dois anos consecutivos.

Alguns autores, ao invés de classificarem as empresas em falidas e não falidas, recorrem a diferentes estados do incumprimento. Wruck (1990) afirma que uma empresa pode passar por várias fases antes de ser declarada insolvente, sendo essas fases: incumprimento, insolvência e arquivamento da falência. Para Chen (1983) as fases são similares: dificuldades financeiras, desequilíbrio financeiro e falência. Lau (1987), por

sua vez, definiu cinco estados de incumprimento: a estabilidade, falta ou diminuição de dividendos, incumprimento no pagamento do empréstimo, proteção ao abrigo da lei da falência e, por último, arquivo da falência.

1.1.3. Modelos de risco de incumprimento

Os modelos de risco de incumprimento começaram a ser estudados no ano de 1966 por Beaver que utilizou a análise univariada e rácios financeiros para explicar a probabilidade de falência. Posteriormente foram desenvolvidos vários modelos, sendo que se destacam na literatura os seguintes:

- a) **Análise Univariada** – Modelo de Beaver (1966)
- b) **Modelos Z-score e Zeta** – Modelos de Altman (1968, 1977, 1983)
- c) **Modelo probabilístico logit** – Modelo de Ohlson (1980)
- d) **Modelo probit** – Modelo de Zmijeweki (1984)
- e) **Modelo D-Score**
- f) **Modelo Hazard**
- g) **Novos modelos** (*Artificial Neural Network (ANN), Support Vector Machine (SVM), Random Forest*)

Análise Univariada – Modelo de Beaver (1966)

Beaver (1966) utilizou a metodologia da análise discriminatória univariada para comparar os rácios das empresas falidas com os das empresas não falidas. No seu estudo, partiu de uma lista inicial de 30 rácios e selecionou 6 com maior capacidade preditiva de falência. Estes rácios permitem prever a falência da empresa até cinco anos antes de ocorrer. Os rácios selecionados foram os seguintes:

- ❖ Fluxos de Caixa / Passivo Total;
- ❖ Resultado Líquido / Ativo Total;
- ❖ Passivo Total/ Ativo Total;
- ❖ Fundo Maneio / Ativo Total;
- ❖ Ativo Corrente / Passivo Corrente;
- ❖ Atividade – Intervalo sem Crédito (Ativo defensivo – passivo corrente utilizado para financiar despesas para operações).

No seu estudo, Beaver (1966) analisou durante o período de 1954 a 1964, uma amostra de 158 empresas, das quais 79 tinham decretado falência. A taxa de sucesso do modelo

foi de 78% na análise efetuada cinco anos antes da falência e 87% no ano anterior à falência.

Beaver (1966) concluiu que à medida que a falência se aproximava, os rácios das empresas falidas apresentavam uma deterioração e os rácios das empresas saudáveis mantinham-se constantes. Para futuras análises, o autor sugeriu a utilização da análise multivariada para prever melhores resultados que os obtidos analisando rácios isoladamente, dado que a análise individual dos rácios pode conduzir a interpretações confusas e erradas da informação.

Modelos de Altman

Modelo de Altman (1968)

Altman (1968) desenvolveu o modelo Z-Score com base no modelo estatístico Análise Discriminante Múltipla (ADM) aplicado a empresas cotadas. O autor selecionou uma amostra de 66 empresas cotadas, 33 em cada grupo (em falência e saudáveis) e analisou dados das demonstrações financeiras das empresas no período compreendido entre 1946 e 1965. Para facilitar a sua análise, devido ao grande número de variáveis, decidiu selecionar uma lista de 22 variáveis classificadas em cinco categorias: liquidez, rentabilidade, alavancagem, solvabilidade e atividade.

O modelo Z-Score de Altman (1968) é o seguinte:

$$Z = 1,200X_1 + 1,400X_2 + 3,300X_3 + 0,600X_4 + 0,999X_5 \quad (1)$$

Onde:

- X_1 = Fundo de Maneio / Ativo Total
- X_2 = Resultados Retidos / Ativo Total
- X_3 = Resultado Operacional / Ativo Total
- X_4 = Capitalização Bolsista / Passivo Total
- X_5 = Volume Negócios / Ativo Total

A interpretação dos valores de Z obtidos no modelo é a seguinte:

- Se $Z > 2,99$ significa que a empresa apresenta uma probabilidade de falência reduzida;

- Se $1,81 \leq Z \leq 2,99$ significa que a empresa está na “zona de ignorância”, isto é, existe incerteza em relação à probabilidade de falência;
- Se $Z < 1,81$ significa que a empresa tem uma elevada probabilidade de falência.

Nas conclusões do seu estudo, Altman (1968) indica que o seu modelo apresenta uma boa capacidade de previsão da falência, tendo conseguido prever com precisão 94% das empresas que entraram em falência e 97% das empresas saudáveis com um ano de antecedência. O autor sugere que estudos futuros analisem empresas não cotadas e empresas de dimensão mais reduzida.

Modelo de Altman, Haldeman e Narayanan (1977)

Em 1977, Altman *et al.* desenvolveram o modelo ZETA que é aplicado também a empresas cotadas. Neste modelo os autores analisaram, para o período de 1969-1975, uma amostra de 111 empresas, sendo 53 empresas em falência e 58 empresas saudáveis.

As variáveis do modelo são as seguintes:

- $X_1 = \text{EBIT} / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = \text{Estabilidade dos ganhos (medido através do desvio padrão da variável } X_1)$
- $X_3 = \text{EBIT} / \text{Encargos Financeiros}$
- $X_4 = \text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total}$
- $X_5 = \text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente}$
- $X_6 = \text{Capital Próprio} / \text{Capital Total}$
- $X_7 = \text{Log (Total Ativo)}$

Altman *et al.* (1977) concluem que este modelo tem uma boa capacidade de precisão, uma vez que permite classificar empresas falidas até cinco anos antes da sua ocorrência com 90% de eficácia.

Modelo de Altman (1983)

Em 1983, Altman decidiu desenvolver um novo modelo que denominou de Z'-Score, aplicado a empresas não cotadas. Este modelo utiliza os mesmos rácios do modelo Altman (1968), com exceção do rácio X_4 em que o valor de mercado dos capitais próprios é substituído pelo valor contabilístico dos capitais próprios.

$$Z' = 0,717X_1 + 0,847X_2 + 3,107X_3 + 0,420X_4 + 0,998X_5 \quad (2)$$

Onde: $X_4 = \text{Capital Próprio} / \text{Total Passivo}$

A interpretação dos valores de Z' obtidos no modelo é a seguinte:

- Se $Z' > 2,90$ significa que a empresa tem uma probabilidade de falência reduzida;
- Se $1,23 \leq Z' \leq 2,90$ corresponder à “zona de ignorância”, ou seja, existe uma incerteza em relação à probabilidade de falência da empresa;
- Se $Z' < 1,23$ significa que a empresa apresenta uma elevada probabilidade de falência.

Uma das limitações dos modelos de Altman é a dificuldade em conseguir ter na mesma amostra empresas saudáveis com as mesmas características das empresas em falência (Ohlson, 1980).

Modelo probabilístico logit – Modelo de Ohlson (1980)

Em 1980, Ohlson propôs o modelo logit para ultrapassar as limitações da técnica da ADM presente nos modelos de Altman (1968). Com este modelo, o autor pretende determinar qual a probabilidade de uma empresa entrar em falência dentro de um determinado período.

Ohlson estudou uma amostra constituída por 105 empresas em falência e 2058 empresas ativas durante o período de 1970 a 1976. No modelo logit, o autor incluiu um conjunto de nove rácios contabilísticos e indicou que existem quatro categorias de indicadores que se revelam estatisticamente significativos para a previsão da falência um ano antes da sua ocorrência: a dimensão da empresa, a sua estrutura financeira, o seu desempenho e a sua liquidez.

O modelo de Ohlson (1980) é dado pela seguinte expressão:

$$P = (1 + \exp\{-[-1,320 - 0,407X_1 + 6,030X_2 - 1,430X_3 + 0,076X_4 - 1,720X_5 - 2,370X_6 - 1,830X_7 + 0,285X_8 - 0,521X_9]\}^{-1}) \quad (3)$$

Onde:

- $X_1 = \text{Dimensão} = \text{Log} (\text{Ativo Total} / \text{Índice Preços})$
- $X_2 = \text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}$
- $X_3 = \text{Fundo Maneio} / \text{Ativo Total}$
- $X_4 = \text{Passivo Corrente} / \text{Ativo Corrente}$

- $X_5 = \text{Resultado Líquido (RL)} / \text{Ativo}$
- $X_6 = \text{Fluxo de Caixa Operacional} / \text{Passivo}$
- $X_7 = \text{Variável Dummy (1 se RL} < 0, 0 \text{ caso contrário)}$
- $X_8 = \text{Variável Dummy (1 se Passivo} > \text{Ativo, 0 caso contrário)}$
- $X_9 = \frac{(RL_t - RL)}{(|RL_t| + |RL|)}$

O modelo logit apresenta uma elevada capacidade de precisão na determinação da probabilidade de uma empresa decretar falência. Com este modelo, Ohlson (1980) conseguiu obter uma taxa de sucesso de 96%.

Modelo probit – Modelo de Zmijeweki (1984)

Zmijewski (1984) utilizou a análise probit na previsão da probabilidade de falência e desenvolveu um modelo de previsão do incumprimento com três variáveis. O autor recolheu dados de empresas cotadas para o período compreendido entre 1972 e 1978 e analisou uma amostra de 40 empresas em falência e 800 empresas saudáveis.

O modelo de Zmijeweki (1984) é o seguinte:

$$P = \Phi(-4,336 - 4,513X_1 + 5,679X_2 + 0,004X_3) \quad (4)$$

Onde:

- $X_1 = \text{Resultado Líquido} / \text{Ativo Total}$
- $X_2 = \text{Passivo Total} / \text{Ativo Total}$
- $X_3 = \text{Ativo Corrente} / \text{Passivo Corrente}$

O modelo probit obteve uma taxa de sucesso de aproximadamente 72% e apresenta como limitação a utilização de uma amostra emparelhada, uma vez que pode existir o enviesamento dos resultados (Zmijewski, 1994).

Modelo D-Score

Em 2003, Blums desenvolveu um modelo, o qual denominou de D-Score, com o objetivo de avaliar a probabilidade de falência das empresas cotadas. O modelo D-Score é baseado na *Notional Theory*, que assenta na perceção dos rácios financeiros como indicadores da saúde da empresa (Blums, 2003). Se os indicadores forem “bons” significa que a empresa é considerada como estando saudável; no caso de os indicadores serem fracos, a empresa é vista como pouco saudável e em risco de falência (Blums, 2003).

O autor desenvolveu um modelo com base em três indicadores representados na seguinte função:

$$\textit{Probabilidade falência} = f(\textit{liquidez}, \textit{rendibilidade} \textit{ e riqueza})$$

O indicador **liquidez** mede a capacidade que a empresa tem em cumprir com o seu passivo corrente. Por sua vez, o indicador **rendibilidade** demonstra a aptidão que a empresa tem em gerar resultados, através de uma gestão eficiente dos seus recursos. Por fim, o indicador **riqueza** revela a magnitude dos recursos. Um valor positivo e elevado destes três indicadores implica um menor risco de falência das empresas.

No seu modelo, Blums (2003) analisou uma amostra de 44 empresas com dificuldades financeiras e 1342 empresas sem dificuldades financeiras, no período entre 1990 e 2003.

A função obtida por Blums (2003) foi a seguinte:

$$D = -4,907 - 2,110X_1 + 0,001X_2 - 1,734X_3 - 0,016X_4 - 0,005X_5 + 5,885X_6 \quad (5)$$

Onde:

- X_1 = Resultado Líquido / Ativo Total
- X_2 = Passivo Total / Capitalização Bolsista
- X_3 = Capitalização Bolsista / Ativo Total
- X_4 = Variação do Preço das Ações a 6 meses
- X_5 = Crescimento do Volume de Negócios a 3 anos
- X_6 = Passivo Corrente / Ativo Total

Com o desenvolvimento do modelo, Blums (2003) alcançou uma taxa de sucesso de 90%.

Modelo Hazard

O modelo Hazard (modelo de risco) foi proposto por Shumway no ano de 2001 e utiliza dados contabilísticos e variáveis de mercado, com o objetivo de produzir previsões mais exatas do que as obtidas nos modelos anteriores.

Segundo Shumway (2001) existem três razões para se optar pelo modelo de Hazard em detrimento dos restantes modelos:

- 1) Os modelos estáticos não controlam o período de risco de falência da empresa. É importante, em períodos de amostragem longos, ajustar o período de risco, porque existem empresas que decretam falência muitos anos após estarem em

risco e outras que apresentam falência logo no primeiro ano. Os modelos de risco fazem o ajustamento de forma automático do período de risco, enquanto os modelos estáticos não se ajustam;

- 2) O modelo Hazard incorpora variáveis explicativas que mudam com o tempo. Os modelos de risco exploram os dados das séries de tempo de cada empresa, incluindo observações anuais como covariáveis que variam no tempo. Estes modelos ajudam a explicar que a idade pode ser uma importante variável explicativa;
- 3) Os modelos de risco conseguem produzir previsões mais eficientes utilizando mais dados, isto é, estes modelos podem ser considerados como modelo binário que inclui cada ano como uma observação separada, obtendo assim mais dados disponíveis para estimar os modelos e estimativas dos parâmetros mais precisas.

No modelo de Hazard, as variáveis de mercado utilizadas são a dimensão do mercado, a rendibilidade histórica e o desvio padrão idiossincrático. Por sua vez, estas variáveis são combinadas com o rácio de rendibilidade do ativo (resultado líquido sobre o ativo total) e o rácio de endividamento (passivo total a dividir pelo ativo total). Shumway (2001) ainda refere que a variável dimensão da empresa é uma variável de previsão de falência muito importante.

O modelo de Hazard é dado pela seguinte expressão:

$$H = (1 + \exp\{-[-13,303 - 1,982X_1 + 3,593X_2 - 0,467X_3 - 1,809X_4 + 5,791X_5]\}^{-1}) \quad (6)$$

Onde:

- X_1 = Resultado Líquido / Ativo Total
- X_2 = Passivo Total / Ativo Total
- X_3 = Dimensão (medido pelo logaritmo da dimensão de cada empresa em relação à dimensão total do mercado)
- X_4 = Rendibilidade histórica (medida pela diferença entre a rendibilidade da empresa e a rendibilidade do mercado)
- X_5 = Risco idiossincrático (medido pela regressão dos retornos mensais de cada ação sobre o retorno do mercado)

Shumway (2001) com o desenvolvimento do modelo Hazard conseguiu obter uma taxa de sucesso 75%.

A tabela seguinte apresenta um resumo dos modelos explicados anteriormente, indicando o tipo de empresas em que os modelos podem ser aplicados, assim como a taxa de sucesso obtida.

Tabela 1 - Modelos previsão incumprimentos

Modelo	Autor	Empresas a que é aplicado	Taxa sucesso na previsão incumprimento das empresas
Análise Univariada	Beaver (1966)	Empresas cotadas e empresas não cotadas	Taxa sucesso 78% na análise efetuada a cinco anos e 87% no ano anterior à falência
Modelo Z-Score (modelo ADM)	Altman (1968)	Empresas cotadas	Taxa de sucesso de 94% nas empresas que entraram em falência e 97% nas empresas saudáveis com um ano de antecedência
Modelo Zeta	Altman, Haldeman e Narayanan (1977)	Empresas Cotadas	Taxa de sucesso de 90% na análise efetuada cinco anos antes da falência
Modelo Z-Score	Altman (1983)	Empresas não cotadas	Derivação do modelo Altman (1968), com a alteração de um rácio
Modelo Logit	Ohlson (1980)	Empresas cotadas e empresas não cotadas	Taxa de sucesso de 96%
Modelo Probit	Zmijeweki (1984)	Empresas cotadas e empresas não cotadas	Taxa de sucesso de 72%
Modelo D-Score	Blums (2003)	Empresas cotadas	Taxa de sucesso de 90%
Modelo Hazard	Shumway (2001)	Empresas cotadas	Taxa de sucesso de 75%

Fonte: Elaborado pelo autor

Novos Modelos

Artificial Neural Network (ANN)

As ANN são compostas por várias camadas de nós e caracterizam-se pela arquitetura de rede, ou seja, pelo número de camadas, pelo número de nós em cada camada e pela ligação

dos nós. A primeira camada é denominada de camada de *input* onde a informação externa é recebida, sendo composta por peças de dados de *input* que descrevem a situação em estudo (Lin, 2009). Por exemplo, cada nó de entrada pode referir-se a um rácio financeiro. A última camada é designada de camada de *output* onde a rede produz a solução do modelo. Esta camada é composta por um único nó de resposta que reflete o resultado do modelo. Por exemplo, o nó de *output* pode apresentar o resultado se uma determinada empresa é ou não saudável (Lin, 2009).

Entre a camada de *input* e a camada de *output* existem uma ou mais camadas escondidas que são fundamentais para as ANN identificarem os padrões complexos de dados. Podem existir vários nós ocultos, dependendo (e aumentando com) a complexidade dos dados de *input*. Cada nó oculto está ligado a partir de todos os nós de *input* e de todos os nós de *output* (Lin, 2009).

As ANN são então um modelo de regressão em duas fases (Jones *et al.*, 2017), que têm como vantagem não dependerem de quaisquer pressupostos sobre a relação entre os *inputs* e as variáveis de resposta. As ANN foram desenvolvidas para lidar com relações não lineares e altamente complexas no conjunto de dados (Jones *et al.*, 2017). Contudo, apresentam como desvantagem o facto de o modelo apresentar uma menor capacidade para lidar com um grande número de *inputs* potencialmente irrelevantes e com variáveis mistas (qualitativas e contínuas) (Jones *et al.*, 2017).

Zhao *et al.* (2015) apresentaram três problemas relativos à técnica de ANN que são os seguintes:

- a) O desempenho do modelo em dados desequilibrados é fraco porque este tende a classificar mais observações em grupos com mais dados e reduzir o desempenho de previsão no grupo de teste;
- b) A precisão do modelo melhora à medida que o número de dados aumenta, mas a validação é insuficiente para permitir obter uma taxa de erro satisfatória;
- c) A seleção de camadas ocultas é difícil devido à relação entre o tempo necessário para adicionar mais camadas e a maior previsibilidade.

Support Vector Machine (SVM)

A SVM é um modelo linear não probabilístico, estritamente binário e baseia-se no conceito de plano que divide o espaço p-dimensional em duas metades (Jones *et al.*, 2017).

A SVM constrói um modelo linear para estimar a função de decisão com base em vetores de suporte. Se os dados forem separados linearmente, a SVM utiliza máquinas lineares para definir um plano ideal que separa os dados sem erros e com a distância máxima entre o plano e os vetores de suporte. Nos casos em que os dados não são separados linearmente, a SVM utiliza máquinas não lineares para encontrar um plano que minimize o número de erros para o conjunto de treino (Shin *et al.*, 2005).

O objetivo da SVM é encontrar um plano num espaço N-dimensional (N representa o número de características) que classifique distintamente os pontos de dados. A dimensão do plano depende do número de características. Se o número de *inputs* for dois, então o plano é apenas uma linha. Se o número de *inputs* for três, então o plano torna-se um plano bidimensional (Gandhi, 2018).

Uma das limitações da SVM deve-se ao facto de o modelo apresentar fraca capacidade para lidar com um grande número de *inputs* irrelevantes e com variáveis mistas (qualitativas e contínuas) (Jones *et al.*, 2017).

Random forest

As *Random forest* foram propostas pela primeira vez por Ho (1995) e desenvolvidas por Breiman (2001). São um conjunto de árvores de classificação ou regressão criadas para produzir previsões precisas que não se encaixam exatamente em relação ao conjunto de dados (Breiman, 2001).

Cada uma das folhas (nós) de uma árvore representa um pequeno subconjunto do espaço de características e é ligado a um modelo simples que se aplica apenas a esse subconjunto. A célula à qual um ponto de dados pertence é identificada começando na raiz da árvore e respondendo a uma sequência de perguntas sobre os valores das características (Booth *et al.*, 2014).

É de realçar que os últimos modelos apresentados - *Artificial Neural Network*, *Support Vector Machine*, *Random Forest*, não têm sido muito utilizados recentemente nos estudos sobre a previsão de falência das empresas devido à sua complexidade de implementação. Assim, os modelos que têm sido mais utilizados são a análise discriminante múltipla (ADM) (Altman, 1968, 1983), logit (Ohlson, 1980) e probit (Zmijewski, 1984).

Lin (2009) indica que podem existir dois tipos de erros na classificação das empresas, sendo eles o erro do tipo I e o erro do tipo II. O erro do tipo I ocorre quando uma empresa que apresenta dificuldades financeiras é classificada como cumpridora. Por sua vez, o

erro do tipo II ocorre quando uma empresa cumpridora é classificada como estando em dificuldades financeiras. Lin (2009) considera que os custos de ambos os erros do tipo I e do tipo II são os mesmos, contudo Du *et al.* (2020) indicam que os custos dos erros do tipo I são muito superiores aos custos dos erros do tipo II porque fornecem uma informação errada aos gestores/investidores, dando a ideia de que a empresa está bem financeiramente quando na realidade já está com dificuldades financeiras. Os gestores sabendo que a empresa está bem financeiramente fazem investimentos que depois irão trazer custos que a empresa não pode suportar porque já estava em dificuldades financeiras.

Mesmo não sendo 100% precisos, Ashraf *et al.* (2019) sugerem que é útil existirem modelos de previsão do incumprimento que permitam captar atempadamente os sinais de incumprimento para que assim se consiga iniciar a reconstrução financeira em tempo útil e evitar que a empresa entre em falência.

1.1.4. Variáveis utilizadas nos modelos de risco de incumprimento

Os estudos sobre o incumprimento das empresas, utilizam nos seus modelos variáveis financeiras e de forma a aumentar a capacidade de previsão do modelo, existem autores que incluem variáveis de mercado e variáveis macroeconómicas. Shumway (2001) e Ashraf *et al.* (2020) indicam que tanto os rácios financeiros como as variáveis de mercado são variáveis significativas para a previsão de incumprimento das empresas. Tinoco e Wilson (2013) referem que as demonstrações financeiras não incluem toda a informação relevante para a previsão das dificuldades financeiras, pelo que as variáveis de mercado ajudam a completar esta deficiência. Beaver *et al.* (2005) indicam que as variáveis de mercado podem melhorar a capacidade de previsão de incumprimento das empresas, uma vez que estas captam informação de outras fontes para além dos relatórios financeiros. Geralmente, as variáveis de mercado são incluídas quando se estuda uma amostra de empresas cotadas.

Antunes e Mucharreira (2015) indicam que o contexto macroeconómico é um fator relevante e que tem impacto no crescimento e desenvolvimento das empresas. Os mesmos autores mencionam que as variáveis macroeconómicas são importantes porque podem afetar a economia e, conseqüentemente, as empresas. Também Goudie e Meeks (1991) indicam no seu estudo que é importante a inclusão das variáveis macroeconómicas nos

modelos de previsão de incumprimento das pequenas e médias empresas, porque estas variáveis têm a capacidade de captar os efeitos que os choques macroeconómicos exercem na performance financeira das empresas. Everett e Watson (1998) e Smith e Liou (2007) concluíram que as variáveis macroeconómicas estão associadas à falência e que estas têm poder explicativo na previsão de incumprimento das empresas.

A taxa de inflação é uma variável macroeconómica que está associada ao aumento dos preços dos bens/serviços numa determinada economia, durante um determinado período (Antunes & Mucharreira, 2015). Este aumento dos preços afeta tanto os consumidores como as empresas. Por um lado, diminui o poder de compra dos consumidores e estes optam pelos preços mais baixos. Por outro lado, aumenta os custos de produção, o que se traduz na diminuição da rentabilidade das empresas (Osoro & Ogeto, 2014). Antunes e Mucharreira (2015) concluíram no seu estudo que a taxa de inflação afeta as empresas do setor industrial, porque a oscilação do preço dos produtos pode ter efeitos significativos no poder de compra do consumidor e também nos custos de produção

São vários os autores que mencionam que a taxa de inflação é relevante na explicação da probabilidade de incumprimento das empresas (Wadhvani, 1986; Zeitun *et al.* 2007; Osoro & Ogeto, 2014; Antunes & Mucharreira, 2015; Costa *et al.* 2022). Wadhvani (1986) e Antunes e Mucharreira (2015) indicam que quanto maior é a taxa de inflação, maior é a probabilidade de incumprimento das empresas e conseqüentemente menor a sua rentabilidade.

Na tabela que se segue são apresentadas as variáveis financeiras e macroeconómica mais utilizadas nos estudos de previsão de falência das empresas e o respetivo sinal esperado aquando da análise da falência.

Tabela 2 - Variáveis utilizadas no modelo

Variáveis	Autores/ Referências	Sinal Esperado
Liquidez		
FM / A	Beaver (1966); Altman (1968); Altman (1983); Ohlson (1980); Shumway (2001); Zieba <i>et al.</i> (2016); Barboza <i>et al.</i> (2017); Ashraf <i>et al.</i> (2020); Costa <i>et al.</i> (2022).	-
AC / PC	Beaver (1966); Altman <i>et al.</i> (1977); Altman (1983); Zmijewski (1984); Shumway (2001); Lin (2009).	-
Rendibilidade		
RO / A	Altman (1968); Altman <i>et al.</i> (1977); Altman (1983); Shumway (2001); Zieba <i>et al.</i> (2016); Diegues e Alves (2016); Beaver <i>et al.</i> (2012); Barboza <i>et al.</i> (2017).	-
RR / A	Altman (1968); Altman <i>et al.</i> (1977); Altman (1983); Shumway (2001); Lin (2009); Zieba <i>et al.</i> (2016); Barboza <i>et al.</i> (2017).	-
RL / A	Beaver (1966); Altman <i>et al.</i> (1977); Ohlson (1980); Zmijewski (1984); Shumway (2001); Blums (2003); Dimitras <i>et al.</i> (2015); Zieba <i>et al.</i> (2016).	-
RL / CP	Diegues e Alves (2016).	-
Dimensão		
Log (A)	Altman <i>et al.</i> (1977); Chancharat (2008); Becerra-Vicario <i>et al.</i> (2020); Lisboa <i>et al.</i> (2021); Costa <i>et al.</i> (2022).	+ / -
Endividamento		
P / A	Beaver (1966); Ohlson (1980); Zmijewski (1984); Shumway (2001); Lin (2009); Beaver <i>et al.</i> (2012); Tinoco e Wilson (2013); Diegues e Alves (2016); Ashraf <i>et al.</i> (2020).	+
PC / A	Blums (2003).	+
Encargos Financeiros		
EBITDA/GF	Tinoco e Wilson (2013); Costa <i>et al.</i> (2022).	-
Atividade		
VN / A	Altman (1968); Altman (1983); Lin (2009); Shumway (2001); Barboza <i>et al.</i> (2017); Zieba <i>et al.</i> (2016); Ashraf <i>et al.</i> (2020); Lisboa <i>et al.</i> (2021); Costa <i>et al.</i> (2022).	+ / -
Fluxos de Caixa		
FCO / P	Beaver (1966); Ohlson (1980); Beaver <i>et al.</i> (2012); Tinoco e Wilson (2013); Lisboa <i>et al.</i> (2021).	-
Macroeconómico		
Taxa de inflação	Costa <i>et al.</i> (2022)	+ / -

A – Ativo Total; AC – Ativo Corrente; CP – Capital Próprio; EBITDA – *Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Resultado antes de Gastos de Financiamento, Impostos, Depreciações e

Amortizações); **FCO** – Fluxo Caixa Operacional; **FM** – Fundo Maneio; **GF** – Gastos de Financiamento; **P** – Passivo Total; **PC** – Passivo Corrente; **RL** – Resultado Líquido; **RO** – Resultado Operacional; **RR** – Resultados Retidos (Reservas + Resultados Transitados + Resultado Líquido); **VN** – Volume Negócios.

Fonte: Elaborado pelo autor

O primeiro grupo de variáveis apresentadas na tabela é o da **liquidez**. Kim e Gu (2010) e Ashraf *et al.* (2020) definem a liquidez como a capacidade que a empresa tem em cumprir com as suas obrigações de curto prazo, isto é, as suas obrigações correntes. É esperado um impacto negativo da liquidez na probabilidade de incumprimento, porque um valor pequeno ou negativo sugere que a empresa poderá não ter capacidade para pagar as suas dívidas, o que é sinal de dificuldades financeiras (Blums, 2003).

A **rendibilidade** mede o desempenho financeiro da empresa, isto é, a capacidade que esta tem de gerar resultados através das suas operações para, deste modo, conseguir suportar as suas obrigações financeiras (Liang *et al.*, 2020 e Ashraf *et al.*, 2020). Gu (2002) menciona que os rácios de rendibilidade mostram a capacidade da empresa em conseguir cobrir todos os seus custos e obter algum retorno relativamente às suas vendas ou investimentos. Para este grupo de variáveis é esperado um sinal negativo, porque quanto menor for a rendibilidade da empresa, menor são os seus resultados, o que causa impacto nos recursos financeiros disponíveis para fazer face aos compromissos assumidos. Assim, maior é a probabilidade de a empresa passar dificuldades financeiras o que, conseqüentemente, aumenta a sua probabilidade de incumprimento (Blums, 2003).

O terceiro grupo das variáveis diz respeito à **dimensão**. Levratto (2013) explica que as empresas de menor dimensão apresentam uma maior probabilidade de falência, devido à pouca experiência no mercado e, também, aos recursos financeiros limitados em comparação com empresas de grande dimensão. Chancharat (2008) indica que quanto maior for o tamanho da empresa, maior é a probabilidade de esta entrar em falência. O autor explica o seu resultado (sinal positivo), indicando que as grandes empresas podem ter organizações pouco flexíveis e apresentar problemas de comunicação entre gestores e funcionários, levando a que a comunicação seja ineficiente. Por outro lado, Donker *et al.* (2009) demonstram que quanto maior for a dimensão da empresa, menor é a probabilidade de esta apresentar dificuldades financeiras.

O rácio do **endividamento** é utilizado para medir a alavancagem financeira de uma empresa, ou seja, calcula a proporção dos ativos da empresa que são financiados com recurso a dívida de curto e longo prazo (Kristanti *et al.*, 2016). Quanto maior for o valor

do endividamento, maior é o risco financeiro assumido e, como tal, maior é a probabilidade de incumprimento (Tinoco e Wilson, 2013). Assim, para este rácio é esperado um sinal positivo.

O rácio dos **encargos financeiros** mede a capacidade que a empresa tem em pagar juros sobre o capital em dívida (Tinoco & Wilson, 2013). As empresas que não forem eficientes a gerar resultados, isto é, empresas que não são rentáveis, têm mais dificuldades em cumprir os seus compromissos financeiros (Costa *et al.*, 2022). Se uma empresa tiver um valor baixo no rácio dos encargos financeiros significa que esta não está a gerar resultados suficientes na sua atividade operacional para cobrir os gastos com os juros do financiamento, logo maior o risco de entrar em incumprimento (Tinoco & Wilson, 2013). Assim é esperado um sinal negativo para esta variável.

A variável VN/A é designada de rotação do ativo e evidencia quantas vezes o ativo é repostado por ano pelo volume de negócios. Gu (2002) denomina este rácio por índice de eficiência e menciona que maior eficiência traduz maior nível de resultados e melhor liquidez, reduzindo assim o risco de incumprimento. Santos *et al.* (2015) indica que quanto maior for o valor do rácio VN/A, menor é a probabilidade de falência, o que significa que a empresa é mais eficiente na utilização do ativo para gerar vendas. Porém, um valor demasiado elevado deste rácio pode significar que está a ser utilizada toda a capacidade da empresa e que não estão a ser feitos investimentos. Assim, o impacto no risco de incumprimento pode ser positivo. Por outro lado, um valor reduzido do rácio significa que a capacidade da empresa está a ser subaproveitada (não está a ser feita uma gestão eficiente dos seus recursos) e neste caso é esperado um sinal negativo (Santos *et al.*, 2015).

Os **fluxos de caixa** medem a capacidade que a empresa tem de gerar recursos a partir das suas atividades operacionais para assim conseguir cumprir as suas obrigações financeiras. Um valor baixo neste rácio significa que a empresa pode não estar a gerar fundos suficientes para cumprir as suas obrigações, levando ao aumento da probabilidade de incumprimento, ou seja, é esperado um sinal negativo (Tinoco & Wilson, 2013).

A variável **taxa de inflação** é definida por Antunes e Mucharreira (2015, p. 128) como “a variação percentual do índice dos preços durante um determinado período de tempo relativamente ao registado num período homólogo”. É esperado para esta variável um sinal negativo, que significa que a diminuição da taxa de inflação aumenta a capacidade de cumprimento das empresas, porque os consumidores têm maior poder de compra e por

consequência o volume de negócios das empresas aumenta (Costa *et al.*, 2022). Em contrapartida, Antunes e Mucharreira (2015) obtiveram no seu estudo um sinal positivo desta variável que significa que quanto maior for a taxa de inflação, menor o poder de compra dos consumidores e por consequência maior a probabilidade de incumprimento das empresas.

1.2. Qualidade da Informação Financeira

1.2.1. Conceito de Qualidade da Informação Financeira

De acordo com a Estrutura Conceptual (EC) do Sistema de Normalização Contabilística (SNC), o “objetivo das demonstrações financeiras é o de proporcionar informação sobre a posição financeira, o desempenho e as alterações da posição financeira de uma entidade que seja útil a um vasto leque de utentes na tomada de decisões económicas”. Assim, a informação financeira tem de apresentar resultados contabilísticos de forma clara e transparente, sem erros, manipulações e omissões (Martins, 2007). O artigo 7º do Código dos Valores Mobiliários (CVM) indica que a informação financeira deve ser completa, verdadeira, atual, clara, objetiva e lícita.

De facto, a informação financeira de uma empresa é um instrumento essencial que auxilia a tomada de decisão dos gestores e permite também a transmissão da informação entre as empresas e os seus *stakeholders* (Diegues & Alves, 2016). Se as demonstrações financeiras não apresentarem qualidade, isto é, tiverem informações distorcidas e incorretas, os intervenientes nos negócios da empresa vão tomar decisões com base em informações erradas.

A informação financeira serve também para avaliar o desempenho financeiro das organizações (Wang & Ahammad, 2012). Verdi (2006) e Bushman e Smith (2001) documentam que uma boa qualidade dos relatórios financeiros pode aumentar a eficiência do investimento e o desempenho futuro da empresa, minimizando a assimetria na informação financeira entre a empresa e o exterior (Biddle & Gilles, 2006).

Lambert *et al.* (2007) concluíram no seu artigo que a QIF influencia diretamente o custo de capital das empresas. Os autores demonstram que a informação financeira de qualidade reduz o montante dos fluxos de caixa que os gestores poderiam querer retirar para si e que as melhorias na divulgação da informação contribuem para aumentar o preço da empresa e para a redução do seu custo de capital. Assim, a QIF permite aos investidores

obter antecipações mais exatas sobre a distribuição dos *cash-flows* futuros porque sabem o valor real da empresa (Lambert *et al.*, 2007).

Bharath *et al.* (2008) explicam no seu estudo que a fraca qualidade das demonstrações financeiras pode criar dificuldades na avaliação da posição de uma empresa relativamente ao pagamento de dividas e dividendos.

Habib *et al.* (2013) afirmam que os gestores de empresas em dificuldades financeiras tendem a fazer alterações nos rendimentos, de forma que estes fiquem mais favoráveis nas demonstrações financeiras e assim ocultarem os problemas financeiros que a empresa está a passar (Dimitras *et al.*, 2015).

1.2.2. Proxies da Qualidade da Informação Financeira

A QIF é um conceito multidimensional e sobre o qual ainda não existe consenso de quais as medidas de QIF que melhor ajudam a prever o incumprimento das empresas (Dechow *et al.* 2010; Costa *et al.*, 2022). As medidas que são usadas de modo mais comum estão relacionadas com a qualidade dos *accruals* (Costa *et al.*, 2022) e com *timeliness*.

Qualidade dos *Accruals* (*Accruals Quality*)

Os *accruals* representam o ajustamento temporário referente aos fluxos de caixa ao longo do tempo, isto é, consistem em ajustamentos que antecipam ou adiam o reconhecimento dos fluxos de caixa das empresas quando ocorrem (Carmo, 2013). A importância dos *accruals* reside no facto de estes serem o ponto de ligação entre os resultados e os *cash-flows*, uma vez que os *cash-flows* são um dos fatores de maior interesse por parte dos agentes económicos que estão interessados na informação financeira da empresa.

Uma função dos *accruals* é mudar ou ajustar o reconhecimento dos fluxos de caixa ao longo do tempo para que os números ajustados (resultados) meçam melhor o desempenho da empresa (Dechow & Dichev, 2002).

De acordo com Jones (1991) e Dechow *et al.* (2010), os *accruals* podem ser divididos em duas componentes:

- ***Accruals não discricionários*** (também conhecidos como *accruals* normais e NAC - *nondiscretionary accruals*) – captam a atividade e desempenho normal da empresa;

- **Accruals discricionários** (também conhecidos como *accruals* anormais ou DAC – *discretionary accruals*) – detetam a manipulação dos resultados e refletem eventuais erros não intencionais de aplicação do normativo contabilístico.

Hribar e Nichols (2007) indicam no seu estudo que quanto maior for o valor absoluto dos *accruals* discricionários (anormais), maior será a presença de manipulação dos resultados e, como consequência, a qualidade dos resultados é menor. De realçar que, segundo Rosner (2003), a manipulação de resultados resulta de técnicas utilizadas pelos gestores para alterar as demonstrações financeiras e assim atingir um nível desejado de resultados.

Existem vários modelos que permitem medir os *accruals* discricionários. De seguida, são apresentados os modelos mais referidos na literatura, sendo eles o modelo de Jones (1991), Dechow *et al.* (1995), Dechow e Dichev (2002), McNichols (2005) e Kothari *et al.* (2005).

Modelo de Jones (1991)

Jones (1991) apresentou um dos primeiros modelos que permite estimar os *accruals* discricionários. No seu modelo, as variáveis explicativas representam os fatores determinantes dos *accruals* não discricionários (normais) e os resíduos representam os *accruals* discricionários (anormais).

No modelo de Jones (1991), os **accruals totais** são estimados pela seguinte equação:

$$\frac{TA_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \alpha_i \left[\frac{1}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_{1,i} \left[\frac{\Delta REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_{2,i} \left[\frac{PPE_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \epsilon_{i,t} \quad (7)$$

Onde:

- $TA_{i,t}$: total dos *accruals* para a empresa i , no período t ;
- $A_{i,t-1}$: total dos ativos da empresa i , no período $t-1$;
- $\Delta REV_{i,t}$: variação do volume de negócios da empresa i , no período t , relativamente ao período $t-1$;
- $PPE_{i,t}$: ativo fixo tangível da empresa i , no período t ;
- $\epsilon_{i,t}$: termo de erro da empresa i , no período t .

A **variável** $TA_{i,t}$ calcula-se através da seguinte expressão:

$$TA_{i,t} = (\Delta CA_{i,t} - \Delta C_{i,t}) - (\Delta CL_{i,t} - CMLTD_{i,t} - \Delta ITP_{i,t}) - DAE_{i,t} \quad (8)$$

Onde:

- $\Delta CA_{i,t}$: variação do ativo corrente da empresa i , no período t ;
- $\Delta C_{i,t}$: variação da rubrica de caixa e dos equivalentes de caixa da empresa i , no período t ;
- $\Delta CL_{i,t}$: variação dos passivos correntes da empresa i , no período t ;
- $CMLTD_{i,t}$: financiamento de médio e longo prazo da empresa i , no período t ;
- $\Delta ITP_{i,t}$: variação do imposto a pagar pela empresa i , no período t ;
- $DAE_{i,t}$: gastos de depreciação e amortização da empresa i , no período t .

Os **accruals discricionários (anormais) (DAC)** correspondem à previsão de erro, estimada pela seguinte equação:

$$\varepsilon_{i,t} = \frac{TA_{i,t}}{A_{i,t-1}} - \left(\hat{\alpha}_i \left[\frac{1}{A_{i,t-1}} \right] + \hat{\beta}_{1,i} \left[\frac{\Delta REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \hat{\beta}_{2,i} \left[\frac{PPE_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] \right) \quad (9)$$

Os coeficientes alfa e beta da equação apresentada são os obtidos na estimação da equação *accruals* totais (equação 7).

No seu modelo, Jones (1991) interpreta a qualidade dos *accruals* em função da qualidade dos *accruals* discricionários, pelo que podemos concluir que quanto maior a sua dimensão menor é a qualidade dos resultados.

Uma das limitações do modelo consiste em considerar que as vendas da empresa não são discricionárias, isto é, não sofrem intervenções por parte dos gestores.

Modelo de Dechow *et al.* (1995)

Dechow *et al.* (1995) tentaram melhorar o modelo proposto por Jones (1991) eliminando a variação do volume de negócios da empresa ($\Delta REV_{i,t}$) da parte não discricionária do modelo original, porque assumem que esta variável envolve prática de gestão de resultados. Para estimar **os accruals totais** os autores propõem o seguinte modelo:

$$\frac{TA_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \alpha_i \left[\frac{1}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_{1,i} \left[\frac{\Delta REV_{i,t} - \Delta REC_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_{2,i} \left[\frac{PPE_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \varepsilon_{i,t} \quad (10)$$

Onde:

- $\Delta REV_{i,t}$ corresponde às contas a receber líquidas da empresa i no ano t deduzidas das contas a receber líquidas no ano $t-1$;

Os **accruals não discricionários (NAC)** de cada empresa para o período t são calculados através da seguinte equação:

$$\frac{NAC_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \hat{\alpha}_1 \left[\frac{1}{A_{i,t-1}} \right] + \hat{\beta}_2 \left[\frac{\Delta REV_{i,t} - \Delta REC_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \hat{\beta}_3 \left[\frac{PPE_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \epsilon_{i,t} \quad (11)$$

Os coeficientes α_i e betas β_1 e β_2 são os mesmos da equação anterior.

Os **accruals discricionários (DAC)** são obtidos segundo a seguinte equação:

$$\frac{DAC_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \frac{TA_{i,t}}{A_{i,t-1}} - \frac{NAC_{i,t}}{A_{i,t-1}} \quad (12)$$

Uma das limitações do modelo apresentado por Dechow *et al.* (1995) consiste no facto de considerarem que todas as variações do saldo das dívidas dos clientes são discricionárias.

Modelo de Dechow e Dichev (2002)

O modelo desenvolvido por Dechow e Dichev (2002) centra-se nos acréscimos no fundo de manio (*Working Capital Accruals* - WCA). Os autores apresentam um modelo que tem como objetivo mostrar que a qualidade dos *accruals* está positivamente relacionada com a persistência dos resultados. Para tal construíram a estrutura dos *accruals* em torno da observação de que os ganhos/resultados são iguais aos fluxos de caixa mais os acréscimos.

$$E = CF + Accruals \quad (13)$$

Onde:

- E : representa os ganhos/resultados;
- CF : representa os fluxos de Caixa (*cash-flows*)

O total dos *cash-flows* do período são calculados pela seguinte equação:

$$CF_t = CF_t^{t-1} + CF_t^t + CF_t^{t+1} \quad (14)$$

Onde:

- CF_t^{t-1} : representa os *cash-flows* posicionados em t-1, ou seja, o fluxo de caixa ocorre após o valor correspondente ser reconhecido nos resultados;
- CF_t^t : representa os *cash-flows* atuais, ou seja, o fluxo de caixa ocorre no mesmo período em que o valor correspondente é reconhecido nos resultados;
- CF_t^{t+1} : representa os *cash-flows* diferidos para t+1, ou seja, o fluxo de caixa ocorre antes que o valor correspondente seja reconhecido nos resultados;

Os *working capital accruals* (WCA) são determinados através da equação apresentada:

$$\frac{WAC_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \beta_0 + \beta_1 \left[\frac{CFO_{i,t-1}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_2 \left[\frac{CFO_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_3 \left[\frac{CFO_{i,t+1}}{A_{i,t-1}} \right] + \epsilon_{i,t} \quad (15)$$

Onde:

- WAC = total dos *accruals* + depreciações e amortizações
- CFO: representa os *cash-flows* operacionais e é calculado pela diferença entre o resultado líquido e o total dos *accruals*;

No modelo de Dechow e Dichev (2002), tal como nos modelos apresentados, os *accruals* são calculados pelos resíduos do modelo ($\epsilon_{i,t}$).

Uma das características importantes da abordagem do modelo é a noção de que os erros de estimativa incluem tanto os erros intencionais como os não intencionais. Esta distinção é importante porque a maioria das investigações assumem que os *accruals* e os ganhos apenas são afetados pela intenção da gestão de manipular resultados, enquanto tal intenção é inobservável e provavelmente idiossincrática e esporádica. Em contraste, a abordagem revela que a qualidade dos *accruals* é suscetível de estar sistematicamente relacionada com características observáveis e recorrentes, como a volatilidade das operações porque uma maior volatilidade está associada a uma maior incidência de erros de estimativa inevitáveis (Dechow & Dichev, 2002).

Os *accruals* são maiores quando os fluxos de caixa têm mais problemas de sincronização e correspondência, pelo que mais acréscimos significam uma melhoria em relação aos fluxos de caixa. No entanto, este benefício é obtido ao custo de incorrer em erros de estimativa e haverá uma correlação positiva entre os níveis de provisões e a magnitude dos erros de estimativa. Assim, *accruals* elevados significam baixa qualidade dos ganhos e ganhos menos persistentes (Dechow & Dichev, 2002).

Uma limitação teórica do modelo é que capta a medida em que os *accruals* mapeiam os fluxos de caixa, mas fornecem poucos conhecimentos sobre o momento adequado desses *accruals* no que diz respeito aos fluxos de caixa. Por exemplo, o modelo não pode ser utilizado para decidir se se deve gastar ou capitalizar as despesas em investigação e desenvolvimento (Dechow & Dichev, 2002). As limitações na parte empírica incluem uma restrição aos acréscimos nos fluxos de caixa e uma suposição de ausência de correlação em serie nos erros de estimativa (Dechow & Dichev, 2002).

Modelo de McNichols (2002)

O modelo desenvolvido por McNichols tem por base o modelo de Dechow e Dichev (2002) e inclui as variáveis explicativas do modelo de Jones (1991) que são a variação do volume de negócios (ΔREV) e o valor dos ativos fixos tangíveis (PPE). McNichols pretende analisar se os fluxos de caixa têm poder explicativo para os *accruals*, após controlar as variáveis explicativas (ΔREV e PPE).

A equação do modelo proposto por McNichols é a seguinte:

$$\frac{WCA_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \beta_0 + \beta_1 \left[\frac{CFO_{i,t-1}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_2 \left[\frac{CFO_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_3 \left[\frac{CFO_{i,t+1}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_4 \left[\frac{\Delta REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_5 \left[\frac{PPE_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \epsilon_{i,t} \quad (16)$$

Os *accruals* discricionários (DAC) correspondem ao termo de erro ($\epsilon_{i,t}$) e são calculados como no modelo de Dechow e Dichev (2002).

Modelo de Kothari *et al.* (2005)

Kothari *et al.* (2005) propõem um modelo semelhante ao de Jones (1991) com a adição da variável rendibilidade do ativo (*Return on Assets* - ROA). Os autores introduziram a variável ROA porque consideram que os *accruals* dependem do desempenho da empresa. O modelo estimado é o seguinte:

$$\frac{TA_{i,t}}{A_{i,t-1}} = \beta_0 + \beta_1 \left[\frac{1}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_2 \left[\frac{\Delta REV_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_3 \left[\frac{PPE_{i,t}}{A_{i,t-1}} \right] + \beta_4 (ROA_{i,t-1}) + \epsilon_{i,t}$$

(17)

Onde:

- $ROA_{i,t-1}$: representa a rentabilidade do ativo da empresa i para o período $t-1$;

Os *accruals* discricionários (DA) correspondem ao termo de erro ($\epsilon_{i,t}$) e são estimados pelos resíduos do modelo.

***Timeliness* (Pontualidade)**

O termo *timeliness* está relacionado com o tempo que demora até a informação financeira ser disponibilizada aos seus utilizadores. Pontualidade é o número de dias a partir do último dia do exercício financeiro da empresa até que as declarações financeiras do ano sejam divulgadas ao mercado das ações (Brown *et al.*, 2011). Costa *et al.* (2022) definem a pontualidade dos ganhos como o momento em que as informações financeiras estão disponíveis aos seus utilizadores.

A pontualidade com que os relatórios financeiros são disponibilizados aos utilizadores é considerada como uma das qualidades mais importantes da informação financeira, uma vez que quanto mais cedo o investidor recebe a informação, mais útil esta se torna para o ajudar a tomar as decisões (Brown *et al.*, 2011). No entanto, os gestores nem sempre divulgam a informação em tempo útil e, por vezes, adotam medidas que atrasam a divulgação da informação e como consequência esta perde qualidade (Costa *et al.*, 2022).

Choi e Mueller (1992) salientaram que embora a pontualidade seja considerada importante na maioria dos países, os seus prazos de comunicação são diferentes. Por exemplo, no Reino Unido não existe prazo formal para apresentar as demonstrações financeiras, enquanto na Austrália o prazo é de 60 dias a partir do final do exercício financeiro (Brown *et al.*, 2011). O desfasamento nos prazos da divulgação da informação financeira ocorre porque cada país tem as suas normas de contabilidade e práticas de divulgação de resultados.

A pontualidade do reconhecimento das perdas económicas é um importante atributo da qualidade dos ganhos porque torna as demonstrações financeiras mais úteis em vários contextos, por exemplo, na governação empresarial e nos contratos de empréstimos. É também um indicador sumário da velocidade com que acontecimentos económicos

adversos se refletem tanto nas declarações de rendimentos como no balanço (Ball & Shivakumar, 2005).

Basu (1997) foi um dos primeiros autores a introduzir a medida de pontualidade dos ganhos para as empresas cotadas. Posteriormente, no ano de 2005, Ball e Shivakumar desenvolveram um modelo para medir a *timeliness* das empresas não cotadas.

Modelo de Basu (1997)

Basu (1997) desenvolveu um modelo para medir a pontualidade dos resultados nas empresas cotadas. O autor considera no seu modelo que os ganhos refletem as más notícias mais rapidamente do que as boas notícias.

A seguinte equação desenvolvida por Basu (1997) pretende medir a pontualidade com que os ganhos refletem as “más notícias económicas:

$$\frac{X_{i,t}}{P_{i,t-1}} = \alpha_0 + \beta_0 DR_{i,t} + \beta_1 R_{i,t} + \beta_2 DR_{i,t} R_{i,t} + \epsilon_{i,t} \quad (18)$$

Onde:

- $X_{i,t}$: representa o resultado líquido por ação da empresa i no período t ;
- $P_{i,t-1}$: representa a cotação da empresa i , no início do ano t ;
- $R_{i,t}$: representa a rendibilidade das ações da empresa i durante 9 meses, terminando 3 meses após o fim do ano fiscal t ;
- $DR_{i,t}$: representa a variável *dummy*, que assume o valor de 1 se $R_{i,t} < 0$ (rendibilidades negativas – más notícias) e 0 caso contrário (rendibilidades positivas – boas notícias);
- $\epsilon_{i,t}$: representa o termo de erro da estimativa da empresa i , no período t ;

Basu (1997) mostrou no seu modelo que a sua medida de pontualidade assimétrica varia positivamente ao longo do tempo, consistente com o aumento das variações no risco de litígio dos acionistas (Brown et al., 2011).

Modelo Ball e Shivakumar (2005)

Ball e Shivakumar (2005) desenvolveram um modelo para estimar a pontualidade em empresas não cotadas, suprimindo assim a limitação do modelo de Basu (1997) que apenas pode ser aplicado a empresas cotadas.

A equação desenvolvida por Ball e Shivakumar (2005) é a seguinte:

$$\Delta NI_t = \alpha_0 + \beta_1 D\Delta NI_{t-1} + \beta_2 \Delta NI_{t-1} + \beta_3 D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1} + \varepsilon_t \quad (19)$$

Onde:

- ΔNI_t : representa o quociente entre a variação do resultado líquido do ano t relativamente ao ano t-1 e o total dos ativos do ano anterior (t-1);
- $D\Delta NI_{t-1}$: representa a variável *dummy* que tem o valor 1 se a alteração face ao ano anterior for negativa e assume o valor 0 caso contrário (se a alteração face ao ano anterior for positiva).

Ball e Shivakumar explicam que $\beta_2 = 0$ significa que os ganhos são reconhecidos como componentes positivas “persistentes” do resultado contabilístico que tendem a não se reverter. Por outro lado, quando $\beta_2 < 0$ significa que os ganhos são reconhecidos como um aumento transitório nos resultados que tendem a mudar, logo menos QIF. Quando $\beta_3 < 0$ significa que as perdas económicas são reconhecidas de maneira mais oportuna do que os ganhos.

1.3. Impacto da qualidade da informação financeira no risco de incumprimento

A QIF e o risco de incumprimento podem estar relacionados entre si, uma vez que a fraca qualidade da informação pode levar ao incumprimento. Isto é, se a informação refletida nas demonstrações financeiras não transparecer a imagem verdadeira e apropriada da empresa, os gestores/acionistas vão tomar decisões com base em informações enviesadas e deste modo podem levar a empresa a passar por dificuldades financeiras.

Neste capítulo, são apresentados artigos que estudam a relação entre a QIF (medida na maior parte dos estudos pela gestão dos resultados, através dos *accruals*) e o incumprimento.

Beaver *et al.* (2012) estudaram como é que a informação contida nos indicadores financeiros contribuí para a previsão da falência das empresas. A amostra foi constituída por empresas que decretaram falência e empresas que não estão em falência, listadas na NYSE/AMEX ou NASDAQ, no período de 1962 a 2002. Para análise do incumprimento os autores seguiram o modelo Hazard (Shumway, 2001) e utilizaram como variáveis:

ROA, EBITDA/Passivo, Passivo/Ativo, NROAI (variável *dummy* que assume o valor de 1 se o ROA for negativo e o valor de 0 caso contrário) e variáveis de mercado (*proxy* para o tamanho, performance do mercado de ações, volatilidade). Na análise da QIF, os autores estimaram os *accruals* discricionários com base no modelo de Dechow *et al.* (1995). Estes concluíram que o enviesamento da informação dos relatórios financeiros contribui para indicadores financeiros menos informativos e assim afeta a capacidade da previsão da falência.

Lin *et al.* (2016) desenvolveram um estudo que teve como objetivo perceber se a gestão de resultados melhora o modelo de previsão Z-Score desenvolvido por Altman (1968). Os autores selecionaram uma amostra de 54 empresas chinesas com dificuldades financeiras, durante o período de 2000 a 2012. Para o estudo do incumprimento, selecionaram o modelo Z-Score e para estimar os *accruals* optaram pelo modelo desenvolvido por Dechow *et al.* (1995). As variáveis estudadas no incumprimento foram as seguintes: fundo de maneo, resultados retidos, resultado operacional, capital próprio/dívidas financeiras e vendas. Os autores verificaram que as empresas antes de apresentarem dificuldades financeiras podem ter fortes incentivos para reduzir os gastos e gerir estrategicamente os resultados, factos que podem influenciar as demonstrações financeiras e, por sua vez, afetar o risco de incumprimento. Lin *et al.* (2016) concluíram que as condutas de gestão de resultados influenciam a eficácia do modelo de Altman (1968) na avaliação da probabilidade de incumprimento.

Diegues e Alves (2016) analisaram em que medida é que a QIF poderia ser um indicador útil na previsão de falência das empresas. Para tal estudaram, durante o período 2011 a 2015, 11.173 empresas portuguesas, das quais 214 faliram no ano de 2015. A QIF foi medida pelos *accruals discricionários* (DA) calculados pelo modelo de Jones (1991) e para a análise do incumprimento recorreram ao modelo logit (Ohlson, 1980). As variáveis utilizadas no incumprimento foram os o passivo/ativo, resultado líquido/capital próprio, EBIT/ativo e idade da empresa. Os autores concluíram que as empresas com dificuldades financeiras têm níveis de QIF reduzida durante um determinado período e que revertem esta situação no ano anterior à falência. Por sua vez, as empresas saudáveis apresentam níveis QIF elevada ao longo do tempo. Em suma, os autores concluíram que a QIF é um indicador útil na previsão da falência das empresas.

Nagar e Sen (2018) no seu artigo estudaram como é que as dificuldades financeiras de uma empresa têm um papel importante na gestão dos resultados por parte dos gestores. A

amostra foi constituída por 5909 empresas não cotadas dos EUA e o período de análise selecionado foi de 1993 a 2010. Como modelos, os autores utilizaram o modelo de Jones (1991) para estimar os *accruals* e o modelo Z-Score de Altman (1968) para a análise do incumprimento. Os autores concluíram que as dificuldades financeiras têm um papel importante na gestão dos resultados, uma vez que os gestores adotam medidas (cortar nos gastos e aumentar a rendibilidade e liquidez) para tentar transparecer que a empresa não está em incumprimento.

Ashraf *et al.* (2020) no seu estudo analisaram o impacto da QIF (qualidade dos *accruals* e qualidade dos resultados) na probabilidade de falência das empresas. A amostra foi constituída por 415 empresas cotadas do Reino Unido e do Paquistão, durante o período analisado de 2001 a 2015. As variáveis contabilísticas e de mercado que os autores utilizaram foram as seguintes: volume negócios/ total ativo, fundo de maneiio/ total ativo, total passivo/ total ativo, dimensão, rendibilidade das ações e liquidez do mercado/ total ativo. Para o estudo do incumprimento selecionaram o modelo logit (Ohlson, 1980) e a metodologia *random forest*. Relativamente à QIF utilizaram também dois modelos, sendo eles o modelo de Larcker e Richardson (2004) para medir os *accruals* e o modelo de Collins e Kothari (1998) para medir a gestão dos ganhos. Os autores demonstraram que a a qualidade dos *accruals* e o *timeliness* são duas medidas da QIF estatisticamente significativas na previsão de falência das empresas. Em suma, os autores concluíram que existe uma relação direta entre a QIF e o incumprimento e que as empresas que praticam maior gestão de ganhos, tendem a ter maior probabilidade de incumprimento.

Costa *et al.* (2022) no seu artigo estudaram se a QIF é um fator relevante na explicação da probabilidade de falência das empresas. Assim, analisaram uma amostra de 1560 PME portuguesas do setor da construção, no período de 2012 a 2018. Para medir a QIF selecionaram duas medidas, sendo elas, a qualidade dos *accruals* com base no modelo Kothari *et al.* (2005) e a *timeliness* com base no modelo de Ball e Shivakumar (2005). Para análise do incumprimento, também recorreram a dois modelos, sendo eles, o modelo logit e *random forest*. As variáveis utilizadas foram divididas em sete categorias, tais como: endividamento (passivo corrente/passivo, capital próprio/ativo, capital próprio/passivo), liquidez (fundo maneiio/ativo), dimensão [$\log(\text{ativo})$], rendibilidade (ROE, EBIT/ativo), eficiência (vendas/ativo), fluxo de caixa (cash-flow/passivo) e macroeconómica (taxa de inflação). Os autores concluíram que a QIF tem influência e é relevante na probabilidade de falência das empresas.

2. METODOLOGIA DE INVESTIGAÇÃO

2.1. Amostra

A amostra em estudo incide sobre as micros e PME portuguesas da indústria dos moldes. A escolha deste segmento de empresas deve-se ao facto de o tecido empresarial português ser constituído 99,9% por micros e PME (Pordata, 2020). Da amostra foram excluídas as grandes empresas, porque que estas representam apenas 0,01% do total das empresas portuguesas e 0,15% do total das empresas do setor (conforme evidenciado no Gráfico 1). Para além da reduzida expressividade na amostra, as grandes empresas apresentam características distintas das restantes empresas o que poderia causar algum enviesamento nos resultados.

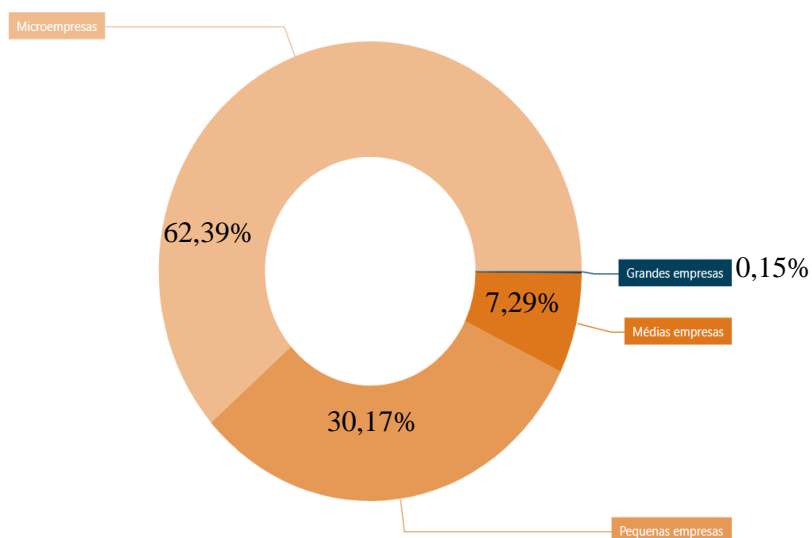


Gráfico 1 - Número de empresas por dimensão - Setor dos Moldes

Fonte: Banco de Portugal (2020)

Quanto à escolha do setor específico dos moldes tem por base a sua relevância para a economia portuguesa, como iremos explicar de seguida, mas também porque cada setor apresenta singularidades que causam impacto nos rácios económico-financeiros e, por sua vez, na análise da falência das empresas (Duarte *et al.*, 2022).

A indústria dos moldes para matérias plásticas iniciou a sua atividade em 1943, na Marinha Grande, por iniciativa de Aníbal H. Abrantes. No ano de 1955 iniciou-se a

exportação de moldes, com a venda do primeiro molde à Grã-Bretanha (CEFAMOL, 2021).

Ao longo da última década, esta indústria tem conseguido ganhar notoriedade no mercado internacional devido à elevada procura externa. No ano de 2020, as exportações atingiram o valor total de 566 milhões de euros (representando cerca de 85% da sua produção), sendo os principais mercados de exportação a Europa e a América do Norte. As vendas do ano de 2020 foram realizadas para 84 países distintos, facto representativo da dimensão internacional e global deste setor (Cefamol, 2021). Relativamente à balança comercial, foi registada uma tendência de crescimento de 248 milhões de euros em 2010 para 397 milhões de euros em 2020, devido ao aumento das exportações. A indústria dos moldes, no ano de 2020, tinha 536 empresas e empregava aproximadamente 11.200 trabalhadores com uma distribuição geográfica centrada nas regiões da Marinha Grande e Oliveira de Azeméis (Cefamol, 2021).

A escolha por Portugal deve-se ao facto de este ser um dos principais fabricantes de moldes a nível mundial, sendo o oitavo maior do mundo e o terceiro da Europa (Cefamol, 2021). Outro dos motivos prende-se por Portugal ser um país de pequena dimensão e ainda pouco explorado (Duarte *et al.*, 2022). Muitos dos estudos sobre a QIF e o incumprimento analisaram amostras de países de grande dimensão e fora da Europa, como por exemplo Lin *et al.* (2016) que estudaram empresas Chinesas e Ashraf *et al.* (2020) que escolheram o Paquistão.

O período de análise estabelecido compreende os anos de 2015 a 2021. No entanto, foi necessário também retirar os dados relativos aos anos de 2013 e 2014 para poder classificar as empresas segundo o critério do SIREVE. O ano de 2015 corresponde ao primeiro ano após o término do programa de ajustamento financeiro que se deu com a saída da Troika (equipa constituída por elementos da Comissão Europeia, Fundo Monetário Internacional e Banco Central Europeu) de Portugal (17 maio de 2014 foi o dia em que a Troika saiu de Portugal). O último ano analisado é o de 2021 uma vez que é o último ano disponível com os dados das empresas (na altura de recolha dos dados).

Os dados para este estudo foram recolhidos na base de dados SABI (Sistema de Análise de Balanços Ibéricos) da Bureau Van Dijk. Desta plataforma foram recolhidos os dados das empresas portuguesas ativas que se incluem no CAE (Código das Atividades

Económicas) 25734 - Fabricação de moldes metálicos para fundição injetada, transformação de matérias plásticas, borracha, vidro e de outros materiais. Como o objetivo é analisar micros e PME portuguesas, foram aplicados os critérios definidos no Decreto-Lei nº 372/2007, ou seja, foram excluídas as grandes empresas, que são as empresas que excedem os 250 funcionários, um volume de negócios superior a 50 milhões de euros por ano e um ativo superior a 43 milhões de euros por ano. A amostra final é não balanceada, constituída por 625 micros e PME com um total de 3510 observações.

2.2. Metodologia

No estudo do incumprimento e da qualidade da informação financeira existem diferentes modelos que podem ser aplicados consoante a amostra selecionada e a informação final que se pretende obter. Na revisão da literatura foram expostos alguns desses modelos. Neste subcapítulo são apresentados os modelos selecionados para o estudo e o motivo pela sua escolha.

Jones *et al.* (2017) e Lin (2009) indicam que grande parte dos estudos que analisa a falência das empresas tem confiado em modelos como a ADM (Altman, 1968), o modelo logit (Ohlson, 1980) e o modelo probit (Zmijewski, 1984). A técnica ADM tem sido muito utilizada nos estudos sobre o incumprimento das empresas, no entanto apresenta como limitações a amostra ter de seguir uma distribuição normal e ter de incluir dados de empresas falidas com as mesmas características das empresas cumpridoras (Ohlson, 1980; Lisboa *et al.*, 2021; Lisboa & Costa, 2022). Lo (1986) indica, no seu artigo, que a análise ADM tem maior capacidade de previsão quando a amostra segue uma distribuição normal e nos casos em que não segue a distribuição normal o modelo logit apresenta maior capacidade de previsão. Pindado e Rodrigues (2008) mencionam que a análise logit apresenta melhor desempenho que a técnica ADM, dado que esta não é adequada para lidar com a heterogeneidade não observável. Por sua vez, Zmijewski (1984), Lin (2009) e Lisboa *et al.* (2021) demonstraram que os modelos logit e probit apresentam resultados semelhantes e são os que demonstram maior poder de previsão na falência das empresas. Jones *et al.* (2017) e Lin *et al.* (2016) ainda referem que o modelo logit é mais flexível do que o modelo probit em termos de pressupostos estatísticos. Klieštik *et al.* (2015) indicam que o modelo logit tem duas vantagens relativamente ao modelo probit que são a simplicidade (a equação do modelo logit é de simples aplicação) e a interpretabilidade

(os resultados do modelo logit são de fácil interpretação). Becerra-Vicaro *et al.* (2020) mencionam que as duas principais vantagens do modelo logit são a capacidade de prever previamente se uma empresa está em incumprimento e o fornecimento de quais são as variáveis significativas na previsão da falência das empresas. Jones *et al.* (2017), ao estudarem o desempenho de 16 modelos de previsão do incumprimento, concluíram que a análise logit é a melhor técnica estatística para prever o incumprimento.

Quanto aos modelos Z-Score, Zeta, D-Score e Hazard não podem ser aplicados na amostra em estudo porque apenas estão a ser analisadas empresas não cotadas. Assim, e face ao exposto, o modelo selecionado para analisar a previsão de falência das empresas foi o modelo logit.

Muitos dos trabalhos que relacionam a QIF com o risco de incumprimento das empresas utilizam como *proxy* da QIF a gestão de resultados, que está relacionada com a qualidade dos *accruals* (Costa *et al.*, 2022). Contudo, a qualidade da informação financeira é mais do que a qualidade dos *accruals*, como referido na revisão bibliográfica. Ashraf *et al.* (2020) e Costa *et al.* (2022) nos seus artigos utilizaram duas *proxies* da QIF, que foram a qualidade dos *accruals* e dos resultados. Também neste estudo vão ser utilizadas duas *proxies* da qualidade da informação financeira, sendo elas a qualidade dos *accruals* medida pelos *accruals* discricionários e a qualidade dos resultados, medida pela *timeliness*. A opção pela inclusão da *timeliness* deve-se por esta *proxy* contribuir para explicar a probabilidade de incumprimento das empresas (Costa *et al.*, 2022) e também porque desta forma é possível captar mais do que a gestão de resultados.

Para a determinação da qualidade dos *accruals* será utilizado o modelo de Kothari *et al.* (2005), que é um modelo semelhante ao de Jones (1991) – um dos modelos mais conhecidos na estimação de *accruals*, com a inclusão da variável ROA, que permite ter em conta o desempenho da empresa – que é uma variável importante para a probabilidade de incumprimento. Os modelos Dechow e Dichev (2002) e McNichols (2002) não foram selecionados para o cálculo da qualidade dos *accruals* porque utilizam na amostra itens dos fluxos de caixa e estes nem sempre estão disponíveis para as micros e PMEs (Costa *et al.* 2022).

Para o cálculo da *timeliness* e tal como apresentado na revisão da literatura, existe a opção de utilizar o modelo de Basu (1977) e o modelo de Ball e Shivakumar (2005). O modelo de Basu (1977) foi desenvolvido para ser aplicado a empresas cotadas, no entanto a amostra em estudo é composta por empresas não cotadas pelo que este modelo está

excluído. Assim, o modelo selecionado para o cálculo da *timeliness* foi utilizado o modelo desenvolvido por Ball e Shivakumar (2005).

2.3. Variáveis

2.3.1. Variável Dependente

A variável dependente do modelo define se a empresa está ou não em situação de incumprimento. Uma empresa encontra-se em incumprimento quando não consegue gerar rendimentos suficientes para suportar as suas obrigações financeiras. Esta é uma variável binária que assume o valor 1 se a empresa estiver em incumprimento e o valor 0 caso contrário.

Para definição da situação de incumprimento das empresas recorreu-se ao critério *ex-ante* que avalia as empresas com base em indicadores financeiros. Este critério é importante porque permite perceber atempadamente se a empresa está em situação de incumprimento e deste modo é possível tentar reverter a situação (Costa *et al.* 2022). Outra vantagem deste critério está relacionada com este se centrar nos problemas financeiros das empresas (Pindado & Rodrigues, 2005), o que permite que seja abrangente em todos os países. O mesmo não se verifica na classificação *ex-post*, porque esta classifica as empresas com base em critérios legais, que são diferentes em cada país (Lisboa *et al.* 2021).

Neste caso concreto foram utilizados os indicadores financeiros estabelecidos pelo SIREVE (programa desenvolvido para ajudar a revitalizar as empresas que estavam com dificuldades financeiras ou mesmo em situação de risco de falência). Uma empresa é considerada como sendo cumpridora se cumprir os seguintes critérios:

- Autonomia Financeira $> 5\%$;
- Dívida Financeira / EBITDA > 0 e < 10
- EBITDA / Gastos Financeiros $> 1,3$

Cada rácio deve ser cumprido em pelo menos um dos três últimos exercícios e 50% de todas as combinações possíveis devem ser cumpridas em cada ano. Todas as outras empresas são classificadas como incumpridoras.

A tabela que se segue evidencia o número de empresas cumpridoras/incumpridoras da amostra no período de 2015 a 2021, tendo em conta o critério aplicado.

Tabela 3 - Número de empresas cumpridoras/incumpridoras

Ano	Cumpridoras		Incumpridoras	
	Nº	%	Nº	%
2015	365	83%	75	17%
2016	390	82%	87	18%
2017	395	82%	87	18%
2018	404	79%	110	21%
2019	413	77%	122	23%
2020	390	71%	158	29%
2021	374	72%	148	28%
Média	390	78%	112	22%

Fonte: Elaborado pelo autor

Pela análise da tabela verifica-se que, em média, no setor dos moldes existem 78% de empresas cumpridoras e 22% incumpridoras. O número de empresas cumpridoras é superior ao número de empresas incumpridoras em todos os anos, sendo que a percentagem de empresas cumpridoras se manteve relativamente estável até 2019. Observa-se que existiu uma diminuição de 6% nas empresas cumpridoras no ano de 2020 (o mesmo aumento de empresas incumpridoras), o que pode ser justificado pelo aparecimento da pandemia COVID-19 e das medidas contrativas impostas no país e no mundo com grande impacto nas exportações.

2.3.2. Variáveis Independentes

Como variáveis independentes foram seleccionados 12 índices financeiros (presentes na Tabela 2), agrupados em sete categorias: liquidez, rendibilidade, dimensão, endividamento, encargos financeiros e atividade. Também foi incluído no modelo uma variável macroeconómica, a taxa de inflação. As variáveis da qualidade da informação financeira (DAC , ΔNI_{t-1} e $D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1}$) também foram incluídas no modelo como variáveis independentes. A variável dos *accruals* (DAC) é estimada pelos resíduos do modelo e é analisada em módulo, dado que o que interessa analisar é se existiu manipulação de resultados, não sendo relevante o sinal (positivo ou negativo). A variável ΔNI_{t-1} é calculada pelo quociente entre a variação do resultado líquido do ano t relativamente ao ano $t-1$ e o total dos ativos do ano $t-1$. Por fim, a variável $D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1}$ resulta do produto de uma variável dummy (assume o valor 1 se a variável ΔNI_{t-1}

apresentar um valor negativo e 0 caso a variável apresente um valor positivo) pela variável ΔNI_{t-1} .

De forma a fazer uma seleção das variáveis que melhor explicam a probabilidade de incumprimento para a amostra recorreu-se ao método de seleção *stepwise*, tal como Costa *et al.* (2022). As variáveis selecionadas por este método são apresentadas no capítulo seguinte.

3. APRESENTAÇÃO E DISCUSSÃO DE RESULTADOS

3.1. ANÁLISE DESCRITIVA

A matriz de correlações de Pearson permite medir a correlação linear entre duas variáveis presentes no mesmo modelo (Liu *et al.* 2022). Quando existe elevada correlação entre estas, devem ser eliminadas do modelo de forma a não enviesar os resultados. Na Tabela 4 são apresentadas as correlações entre as 16 variáveis inicialmente selecionadas.

Analisando as variáveis da **QIF**, observa-se que a variável **DAC** apresenta uma correlação significativa negativa, ao nível de 5%, com as variáveis **PC/A** e **VN/A**. A variável ΔNI_{t-1} apresenta uma correlação positiva muito forte (0,944), ao nível de significância de 1%, com a variável $D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1}$. A variável $D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1}$ apresenta uma correlação significativa, ao nível de 1%, com todas as variáveis, exceto as pertencentes ao grupo da liquidez (**FM/A** e **AC/PC**), endividamento (**P/A** e **PC/A**) e fluxos de caixa (**FCO/P**).

No grupo da **liquidez**, a variável **FM/A** apresenta uma correlação positiva, ao nível de significância de 1%, com as variáveis **AC/PC**, **RO/A**, **RR/A**, **RL/A**, **VN/A**, **EBITDA/GF** e uma correlação negativa, ao nível de significância de 1%, com as variáveis **LOG(A)**, **P/A** e **PC/A**. A variável **AC/PC** apresenta uma correlação negativa forte (0,816) e negativa moderada (0,630), ao nível de significância de 1%, com as variáveis **PC/A** e **P/A** respetivamente. Isto significa que, quando a variável **AC/PC** aumenta, as variáveis **PC/A** e **P/A** aumentam em sentido contrário. Por outro lado, a variável **AC/PC** apresenta uma correlação positiva moderada, ao nível de significância de 1%, com a variável **RR/A**.

Analisando a **rendibilidade**, verifica-se que a variável **RO/A** tem uma correlação positiva muito forte (0,977), ao nível de significância de 1%, com a variável **RL/A**. Com as variáveis **RL/CP** e **EBITDA/GF** esta apresenta uma correlação também positiva, no entanto é moderada (0,655 e 0,503). A variável **RR/A** tem uma correlação negativa forte (0,804) e negativa moderada (0,501), ao nível de significância de 1%, com as variáveis **P/A** e **PC/A**, respetivamente. A variável **RL/A** apresenta uma correlação moderada, ao nível de significância de 1%, com as variáveis **RL/CP** e **EBITDA/GF**.

Tabela 4 - Tabela de correlações

	DAC	ΔNI_{t-1}	$\frac{D\Delta NI_{t-1}}{X\Delta NI_{t-1}}$	FM / A	AC / PC	RO / A	RR / A	RL / A	RL / CP	LOG / A	P / A	PC / A	VN / A	EBITDA / GF	FCO / P	TXINF
DAC	1.000															
ΔNI_{t-1}	-0.016	1.000														
$\frac{D\Delta NI_{t-1}}{X\Delta NI_{t-1}}$	-0.021	0.944**	1.000													
FM / A	-0.030	0.008	0.014	1.000												
AC / PC	0.021	0.002	-0.008	0.381**	1.000											
RO / A	-0.011	0.205**	0.179**	0.136**	0.211**	1.000										
RR / A	0.012	-0.038*	-0.038*	0.218**	0.578**	0.172**	1.000									
RL / A	-0.006	0.205**	0.179**	0.126**	0.221**	0.977**	0.190**	1.000								
RL / CP	-0.002	0.143**	0.114**	0.023	-0.001	0.655**	-0.091**	0.668**	1.000							
LOG / A	0.005	0.017	0.090**	-0.167**	-0.223**	-0.030	-0.078**	0.006	-0.049**	1.000						
P / A	-0.024	-0.012	-0.012	-0.240**	-0.630**	-0.318**	-0.804**	-0.344**	0.021	0.048**	1.000					
PC / A	-0.042*	0.024	0.020	-0.205**	-0.816**	-0.104**	-0.501**	-0.116**	0.089**	0.111**	0.612**	1.000				
VN / A	-0.034*	0.089**	0.053**	0.147**	-0.031	0.362**	0.019	0.334**	0.296**	-0.269**	0.005	0.244**	1.000			
EBITDA / GF	-0.018	0.093**	0.107**	0.080**	0.134**	0.503**	0.212**	0.526**	0.320**	0.213**	-0.265**	-0.105**	0.175**	1.000		
FCO / P	0.016	-0.007	0.007	-0.037*	-0.054**	0.085**	0.026	0.104**	0.061**	0.256**	-0.079**	0.011	-0.003	0.144**	1.000	
TXINF	-0.003	0.056**	0.051**	0.017	-0.007	0.138**	-0.017	0.138**	0.111**	0.021	-0.011	0.025	0.057**	0.083**	0.001	1.000

A – Ativo Total; **AC** – Ativo Corrente; **DAC** – *Accruals* discricionários; **DANI_{t-1}** – Variável dummy que assume o valor 1 se ΔNI_{t-1} apresentar sinal negativo; ΔNI_{t-1} – Quociente entre a variação do resultado líquido e o ativo total do ano anterior; **EBITDA** – *Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Resultado antes de Gastos de Financiamento, Impostos, Depreciações e Amortizações); **FM** – Fundo Maneio; **GF** – Gastos de Financiamento; **P** - Passivo Total; **PC** – Passivo Corrente; **RO** – Resultado Operacional; **VN** – Volume Negócios.

*, ** Significância ao nível de 5% e 1%

Fonte: Adaptado do SPSS

Relativamente ao grupo da **dimensão**, observa-se que a variável **LOG(A)** apresenta uma correlação positiva com a variável P/A, PC/A, EBITDA/GF, FCO/P e negativa com a variável VN/A. A correlação entre estas é significativa, ao nível de 1%.

No grupo do **endividamento**, a variável **P/A** apresenta uma correlação moderada positiva, ao nível de significância de 1%, com a variável PC/A. Analisando a variável **VN/A** verifica-se que esta apresenta uma relação linear positiva, ao nível de significância de 1%, com a variável EBITDA/GF e taxa de inflação.

Pela análise da matriz das correlações, observa-se que as variáveis que apresentam maior correlação são ΔNI_{t-1} , RL/A, RL/CP, RR/A e PC/A. Deste modo, estas variáveis foram eliminadas do modelo para evitar o problema da multicolinearidade.

No seguimento da matriz das correlações e após a exclusão das variáveis com elevada correlação, foi realizado o método *stepwise* de modo a ter uma seleção das variáveis mais relevantes no modelo. A Tabela 5 apresenta as variáveis selecionadas.

Tabela 5 - Variáveis selecionadas pelo método *stepwise*

Grupo	Variáveis
QIF	DAC
	$D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1}$
Liquidez	FM / A
	AC / PC
Rendibilidade	RO / A
Dimensão	Log (A)
Endividamento	P / A
Atividade	VN / A
Encargos Financeiros	EBITDA / GF

A – Ativo Total; **AC** – Ativo Corrente; **DAC** – *Accruals* discricionários; **DANI_{t-1}** – Variável dummy que assume o valor 1 se ΔNI_{t-1} apresentar sinal negativo; ΔNI_{t-1} – Quociente entre a variação do resultado

líquido e o ativo total do ano anterior; **EBITDA** – *Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Resultado antes de Gastos de Financiamento, Impostos, Depreciações e Amortizações); **FM** – Fundo Maneio; **GF** – Gastos de Financiamento; **P** - Passivo Total; **PC** – Passivo Corrente; **RO** – Resultado Operacional; **VN** – Volume Negócios.

Fonte: Elaborada pelo autor

O método *stepwise* considerou que a variável macroeconómica taxa de inflação e a variável FCO/P não são relevantes no modelo, sendo desta forma eliminadas do mesmo.

A Tabela 6 apresenta as estatísticas descritivas (média, mediana, mínimo, máximo e desvio-padrão) das variáveis presentes no modelo. Esta análise foi efetuada por grupo de empresas: cumpridoras e incumpridoras.

Foi realizado o teste de *Kolmogorov-Smirnov* (teste à normalidade das variáveis) e conclui-se que as variáveis não seguem uma distribuição normal. Assim, realizou-se o teste Mann-Whitney para verificar se existem diferenças significativas na mediana das empresas cumpridoras e incumpridoras.

Tabela 4 - Estatística descritiva

Variáveis	Grupo	Média	Mediana	Mínimo	Máximo	Desvio Padrão	Teste Mann-Whitney
QIF							
DAC	Cumpridoras	0.320	0.210	0.000	17.950	0.640	0.671
	Incumpridoras	0.360	0.220	0.000	14.350	0.880	
DΔNI_{t-1} XΔNI_{t-1}	Cumpridoras	-0.031	-0.001	-0.780	0.000	0.062	0.000
	Incumpridoras	-0.193	-0.003	-40.983	0.000	2.011	
Liquidez							
FM / A	Cumpridoras	0.185	0.164	-0.584	0.962	0.191	0.000
	Incumpridoras	0.127	0.119	-3.153	0.967	0.335	
AC / PC	Cumpridoras	4.045	1.720	-0.944	979.051	23.624	0.000
	Incumpridoras	7.905	1.405	0.000	1546.091	67.777	
Rendibilidade							
RO / A	Cumpridoras	0.046	0.036	-0.682	0.575	0.095	0.000
	Incumpridoras	-0.048	0.010	-3.179	0.774	0.312	
Dimensão							
Log (A)	Cumpridoras	6.018	6.038	3.916	7.985	0.688	0.000
	Incumpridoras	5.343	5.281	3.416	7.926	0.731	
Endividamento							
P / A	Cumpridoras	0.575	0.608	0.011	1.049	0.220	0.000
	Incumpridoras	1.088	0.864	0.000	30.514	1.833	
Atividade							
VN / A	Cumpridoras	0.764	0.691	0.000	5.078	0.453	0.784
	Incumpridoras	0.826	0.704	0.000	3.979	0.657	
Encargos Financeiros							
EBITDA / GF	Cumpridoras	43324.240	15.780	-328019.667	93502050.000	1799566.012	0.000
	Incumpridoras	8359.053	0.000	-2462347.000	6661033.714	310372.574	

A – Ativo Total; AC – Ativo Corrente; DAC – *Accruals* discricionários; D Δ NI_{t-1} – Variável dummy que assume o valor 1 se Δ NI_{t-1} apresentar sinal negativo; Δ NI_{t-1} – Quociente entre a variação do resultado líquido e o ativo total do ano anterior; EBITDA – *Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Resultado antes de Gastos de Financiamento, Impostos, Depreciações e Amortizações); FM – Fundo Maneio; GF – Gastos de Financiamento; P - Passivo Total; PC – Passivo Corrente; RO – Resultado Operacional; VN – Volume Negócios.

Fonte: Adaptado do SPSS

A QIF, analisada pela variável de qualidade dos *accruals* (DAC) não é estatisticamente significativa entre os dois grupos de empresas. Hribar e Nichols (2007) e Diegues e Alves (2016) mencionam nos seus estudos que quanto maior for o valor dos DAC, maior será a presença de manipulação dos resultados e, como consequência, menor será a QIF. No

entanto, para a amostra em questão, os resultados sugerem que as empresas cumpridoras e incumpridoras do setor dos moldes geram os resultados de forma similar, ou seja, apresentam qualidade dos *accruals* semelhante.

A variável $D\Delta NI_{t-1} \times \Delta NI_{t-1}$ é utilizada para mensurar o *timeliness* com que as empresas reconhecem as perdas nos seus resultados. Para ambos os grupos as perdas económicas são reconhecidas de maneira mais oportuna do que os ganhos (Ball & Shivakumar, 2005). Observa-se um valor mais negativo para as empresas incumpridoras quando comparado com o das empresas cumpridoras e a diferença entre os dois grupos é estatisticamente significativa. Os resultados evidenciam que as empresas incumpridoras têm variações anuais nos resultados líquidos mais negativas do que as empresas cumpridoras (mediana).

A **liquidez** traduz a capacidade que uma empresa tem em cumprir com as suas obrigações de curto prazo (Mselmi *et al.*, 2017). O rácio de liquidez geral (AC/PC) e o rácio FM/A apresentam valores de mediana para as empresas cumpridoras (1,720; 0,164) superiores aos valores das empresas incumpridoras (1,405; 0,119), o que significa que as empresas cumpridoras têm maior liquidez e como tal melhor capacidade para cumprir com as suas obrigações no curto prazo. Estes resultados são similares aos encontrados por Mselmi *et al.* (2017) que referem que as empresas incumpridoras apresentam níveis de liquidez mais baixos, tendo desta forma menor margem de segurança para conseguir cumprir as obrigações.

Relativamente à **rendibilidade** observa-se que as empresas cumpridoras apresentam um valor de mediana superior ao das empresas incumpridoras. Isto significa que estas empresas apresentam retornos maiores e têm uma boa capacidade para gerar resultados (Costa *et al.*, 2022). Por outro lado, as empresas incumpridoras apresentam níveis de rendibilidade baixos devido à fraca capacidade em gerar resultados e, desta forma, têm mais dificuldade em cumprir com as suas obrigações (Lisboa *et al.*, 2021).

A variável de **dimensão [Log(A)]** é superior, ao nível da mediana, para as empresas cumpridoras (6,038), comparando com as empresas incumpridoras (5,281). Este resultado vai ao encontro do obtido por Levratto (2013) e Donker *et al.* (2009) que indicam que quanto menor for a dimensão da empresa, maior é a probabilidade de esta entrar em incumprimento pois estas empresas tendem a apresentar maior escassez de recursos e, como tal, maior dificuldade em lidar com períodos de aperto financeiro.

O rácio de **endividamento (P/A)** determina qual é a percentagem de capital alheio que a empresa necessita para financiar as suas atividades e quanto maior for o valor deste rácio, mais endividada a empresa se encontra. Na amostra em estudo, as empresas cumpridoras obtiveram uma mediana de 0,311 e as empresas incumpridoras o valor de 0,413. Verifica-se que as empresas incumpridoras apresentam um valor superior ao das empresas cumpridoras, o que vai ao encontro da literatura que nos diz que quanto maior o valor deste rácio, maior é a probabilidade de as empresas estarem em incumprimento (Kristanti *et al.*, 2016).

A variável **VN / A** não apresenta diferenças estatisticamente significativas no valor da mediana das empresas cumpridoras e incumpridoras. Santos *et al.* (2015) referem que um valor reduzido do rácio VN/A demonstra que as empresas não estão a utilizar a totalidade da sua capacidade e não estão a fazer investimentos eficientes. Porém, no nosso caso, os dois grupos de empresas apresentam níveis de eficiência operacional similares.

Relativamente aos **encargos financeiros**, a variável EBITDA/GF apresenta uma mediana superior para as empresas cumpridoras, o que significa que estas apresentam um resultado antes de gastos de financiamento, impostos, depreciações e amortizações superior aos seus gastos financeiros (Tinoco & Wilson, 2013). Elevado valor de gastos financeiros causa mais pressão na tesouraria e, por isso, mais probabilidade de incumprimento (Tinoco & Wilson, 2013). Deste modo, os resultados apurados vão ao encontro da literatura que sugere que menor peso dos encargos financeiros, menor probabilidade da empresa entrar em incumprimento.

3.2. RESULTADOS DOS MODELOS ESTIMADOS

Na tabela 7 apresentam-se os resultados da estimação do modelo logit, após a aplicação do método *stepwise*. Utilizou-se o software estatístico R, versão 4.0.5 (Rstudio Team, 2021).

Tabela 5 - Resultados do modelo logit

Grupo	Variáveis	Sinal Esperado	Coefficiente	P-value
	INTERCEPT		5.886	0.000 ***
QIF	DAC		0.097	0.092 .
	DΔNI_{t-1} XΔNI_{t-1}		-2.155	0.000 ***
Dimensão	LOG(A)	+/-	-1.463	0.000 ***
Rendibilidade	RO/A	-	-1.874	0.000 ***
Liquidez	FM/A	-	-0.574	0.011 *
	AC/PC	+/-	0.002	0.075 .
Endividamento	P/A	+	2.244	0.000 ***
Atividade	VN/A	+/-	-0.429	0.000 ***
	R-quadrado de McFadden		0.259	

A – Ativo Total; **AC** – Ativo Corrente; **DAC** – *Accruals* discricionários; **D Δ NI_{t-1}** – Variável dummy que assume o valor 1 se Δ NI_{t-1} apresentar sinal negativo; **Δ NI_{t-1}** – Quociente entre a variação do resultado líquido e o ativo total do ano anterior; **EBITDA** – *Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization* (Resultado antes de Gastos de Financiamento, Impostos, Depreciações e Amortizações); **FM** – Fundo Maneio; **GF** – Gastos de Financiamento; **P** - Passivo Total; **PC** – Passivo Corrente; **RO** – Resultado Operacional; **VN** – Volume Negócios.

***, **, *, . Significância ao nível de 0,1%, 1%, 5% e 10%

Fonte: Adaptado do R

A variável dos *accruals* **discricionários** explica positivamente a probabilidade de incumprimento a um nível de significância próximo de 10%, o que sugere que quanto maior a gestão de resultados (menor a qualidade da informação financeira), maior a probabilidade de as empresas entrarem numa situação de incumprimento. Resultados similares foram obtidos por Ashraf *et al.* (2020).

A variável **D Δ NI_{t-1} x Δ NI_{t-1}**, que mede a qualidade dos resultados, explica negativamente a probabilidade de incumprimento ao nível de significância de 0,1%. Os resultados sugerem que as empresas que não reconhecem de igual modo ganhos e perdas têm maior probabilidade de incumprimento. O sinal negativo nesta variável indica que as empresas que reconhecem as perdas económicas de maneira mais oportuna do que os ganhos

apresentam mais apertos financeiros (Ball & Shivakumar, 2005). Costa *et al.* (2022) obtiveram resultado similar ao estudarem empresas portuguesas do setor da construção.

Ao nível da **dimensão**, a variável **LOG(A)** explica negativamente a probabilidade de incumprimento a um nível de significância de 0,1%. Resultados similares foram encontrados por Donker *et al.* (2009) e Levratto (2013) que demonstram que quanto menor for a dimensão da empresa, maior é a probabilidade de esta apresentar dificuldades financeiras devido à pouca experiência no mercado e à dificuldade de obtenção de financiamento junto dos bancos. Estes resultados foram também corroborados por Becerra-Vicario *et al.* (2020) e Costa *et al.* (2022).

Analisando a **rendibilidade** pela variável **RO/A**, observa-se que esta explica negativamente a probabilidade de incumprimento a um nível de significância de 0,1%. As empresas menos rentáveis apresentam maior probabilidade de entrar em incumprimento, porque estas empresas não são eficientes em gerar resultados e como tal têm maior dificuldade em cumprir com as suas obrigações financeiras (Costa *et al.*, 2022). O resultado obtido para esta variável, está de acordo com os resultados obtidos por Logue e Merville (1972), Altman (1968), Shummway (2001), Gu (2002), Santos *et al.* (2015) e Altman *et al.* (2017).

O rácio **FM/A**, que se enquadra no grupo da **liquidez**, explica negativamente a probabilidade de incumprimento com um nível de significância de 5%. Um sinal negativo neste rácio indica que quanto maior for a liquidez da empresa, menor é a probabilidade de incumprimento, uma vez que a empresa tem maior margem de segurança, logo maior capacidade financeira para pagar as suas dívidas de curto prazo (Mselmi *et al.*, 2017). Os resultados obtidos corroboram os resultados encontrados por Ohlson (1980), Altman *et al.* (2017) e Becerra-Vicario *et al.* (2020).

O rácio de **liquidez geral (AC/PC)**, também do grupo de liquidez, explica positivamente a probabilidade de incumprimento com um nível de próximo de significância de 10%, sugerindo que quanto maior a liquidez geral maior a probabilidade da empresa entrar numa situação de incumprimento Uma empresa está numa situação financeira equilibrada quando o valor deste rácio é superior a 1, mas os valores medianos obtidos para a nossa amostra são próximos de zero, o que sugerem que as empresas do setor dos moldes não têm, normalmente, meios suficientes para suportar as dívidas com vencimento inferior a

um ano, situação que parece ser comum no setor. Beaver (1966) e Altman *et al.* (1977) também obtiveram um sinal positivo nesta variável nos seus artigos.

Ao nível do **endividamento**, a variável **P/A**, explica positivamente a probabilidade de incumprimento ao nível de significância de 0,1%, ou seja, empresas com maior grau de endividamento apresentam maior probabilidade de incumprimento. Tinoco e Wilson (2013) e Kristanti *et al.* (2016) justificam esta relação pelo facto de maior endividamento aumentar o risco financeiro assumido pela empresa e como tal, maior é a probabilidade de esta entrar em incumprimento. Ohlson (1980), Gu (2002), Becerra-Vicario *et al.* (2020) e Ashraf *et al.* (2020) são exemplos de autores que obtiveram também sinal positivo neste rácio nos seus estudos sobre o incumprimento.

Analisando o grupo da **atividade**, nomeadamente o rácio **VN/A**, observa-se que esta explica negativamente a probabilidade de incumprimento ao nível de significância de 0,1%. Quanto menor a eficiência operacional das empresas, devido às vendas serem reduzidas face ao investimento em ativo realizado, maior as dificuldades financeiras das empresas (Ashraf *et al.*, 2020; Lisboa *et al.*, 2021). Martinho e Antunes (2012), Becerra-Vicario *et al.* (2020) e Costa *et al.* (2022) também corroboram estes resultados.

Após a execução do modelo é necessário verificar a taxa de sucesso do mesmo para entender se este classifica corretamente as empresas em cumpridoras e incumpridoras. Na classificação das empresas podem existir dois tipos de erros, o erro do tipo I (a empresa incumpridora é classificada como sendo cumpridora) e o erro do tipo II (a empresa cumpridora é classificada como sendo incumpridora) (Lin, 2009).

Tabela 6 – Taxa de sucesso do modelo

		Previsão do Modelo		Sucesso
		0	1	
Atual	0	2651	77	97,2%
	1	469	292	38,4%
Total		3120	369	84,4%

Fonte: Adaptado do R

Analisando a tabela verifica-se que o modelo apresenta melhor taxa de sucesso na classificação das empresas cumpridoras, tendo obtido a percentagem de 97,2%. Neste caso, a taxa de erros do tipo II é de 2,8%. Relativamente às empresas incumpridoras, a taxa de sucesso obtida foi de 38,4%, o que implica uma taxa de erros do tipo I de 61,6%.

Assim, pode concluir-se que o modelo apresenta maiores custos de decisão resultante de ter uma taxa mais elevada dos erros do tipo I (Tinoco & Wilson, 2013).

No geral, o modelo apresenta uma taxa de sucesso de 84,4%, que vai ao encontro com o obtido por Costa *et al.* (2020) e Tinoco e Wilson (2013) que obtiveram uma taxa de sucesso nos seus modelos compreendida entre 80% e 85%.

No modelo apresentado anteriormente, a variável dos *accruals* (DAC) apresenta baixa significância estatística. De forma a melhorar o modelo, realizou-se o desfasamento desta variável um ano [DAC(-1)] e dois anos [DAC(-2)]. A opção pelo desfasamento dos *accruals* prende-se com o facto de existir literatura que defende que existe manipulação de resultados por parte das empresas quando estas estão em situação de falência (Rosner, 2003; Charitou *et al.* 2007 e Diegues & Alves, 2016). Lara *et al.* (2009) indicam no seu artigo que a manipulação dos resultados começa quatro anos antes da empresa entrar em situação de falência e apresenta maior relevância um ano antes da empresa decretar falência.

Para testar o novo modelo com os desfasamentos dos *accruals* foi realizado novamente o método *stepwise* e as variáveis selecionadas foram as mesmas do modelo inicial com a inclusão de uma nova variável – EBITDA/GF. Os resultados do modelo são apresentados na tabela seguinte.

Tabela 7 – Resultados do modelo logit com a variável DAC desfasada

Grupo	Variáveis	Sinal Esperado	Coefficiente	P-value
	INTERCEPT		5.521	0.000 ***
QIF	DAC(-1)		0.387	0.007 **
	DAC(-2)		-0.149	0.212
	DΔNI_{t-1} XΔNI_{t-1}		-2.265	0.001 **
	LOG(A)	+/-	-1.414	0.000 ***
Rendibilidade	RO/A	-	-2.023	0.000 ***
Liquidez	FM/A	-	-0.513	0.069 .
	AC/PC	+/-	0.002	0.207
Endividamento	P/A	+	2.302	0.000 ***
Atividade	VN/A	+/-	-0.440	0.000 ***
Encargos Financeiros	EBITDA/GF	-	-0.000	0.039 *
	R-quadrado de McFadden		0.255	

A – Ativo Total; AC – Ativo Corrente; DAC – *Accruals* discricionários; D Δ NI_{t-1} – Variável dummy que assume o valor 1 se Δ NI_{t-1} apresentar sinal negativo; Δ NI_{t-1} – Quociente entre a variação do resultado líquido e o ativo total do ano anterior; EBITDA – *Earnings before Interest, Taxes, Depreciation and*

Amortization (Resultado antes de Gastos de Financiamento, Impostos, Depreciações e Amortizações); **FM** – Fundo Maneio; **GF** – Gastos de Financiamento; **P** – Passivo Total; **PC** – Passivo Corrente; **RO** – Resultado Operacional; **VN** – Volume Negócios.

***, **, *, . Significância ao nível de 0,1%, 1%, 5% e 10%

Fonte: Adaptado do R

A variável dos **DAC desfasada um ano** explica positivamente a probabilidade de incumprimento a um nível de significância de 1%. Obteve-se o sinal positivo nesta variável, tal como no modelo anterior, no entanto o valor do coeficiente aumentou indicando que existe maior manipulação de resultados um ano antes da empresa entrar em dificuldades financeiras. Esta relação é contrária ao obtido pelos autores Charitou *et al.* (2007), Rosner (2003) e Diegues e Alves (2016) que indicam que no ano anterior à falência as empresas tendem a melhorar a QIF, reduzindo desta forma os DAC.

A variável $D\Delta NI_{t-1} X \Delta NI_{t-1}$ explica negativamente a probabilidade de incumprimento ao nível de significância de 1%. Comparativamente com o modelo sem desfasamentos, observa-se que esta variável reduziu a sua significância no modelo.

Analisando a **liquidez**, observa-se que a variável **FM/A** explica negativamente a probabilidade de incumprimento ao nível de significância de 10%. Esta variável reduziu a sua significância comparativamente com o modelo anterior. A variável **AC/PC** no modelo com os desfasamentos perde a sua relevância na probabilidade de incumprimento das empresas.

A variável **EBITDA/GF** explica negativamente a probabilidade de incumprimento, ao nível de significância 5%, o que indica que quando a empresa não consegue gerar resultados suficientes na sua atividade operacional para fazer face aos seus gastos financeiros, maior é a probabilidade de a empresa estar em incumprimento. Os resultados são corroborados por Tinoco e Wilson (2013).

Tabela 8 – Taxa de sucesso do modelo com desfasamentos

		Previsão do Modelo		Sucesso
		0	1	
Atual	0	2652	74	97,3%
	1	472	289	38%
Total		3124	363	84,3%

Fonte: Adaptado do R

Pela análise da Tabela 10 verifica-se que o modelo com os desfasamentos apresenta uma taxa de sucesso de 97,3% na classificação das empresas cumpridoras e 38% na classificação das empresas incumpridoras. Os resultados são semelhantes aos obtidos no modelo inicial (modelo sem desfasamentos). O modelo na sua generalidade apresenta uma taxa de sucesso na previsão de incumprimento das empresas de 84,3%.

CONCLUSÃO

A qualidade da informação financeira e o incumprimento das empresas são dois conceitos relacionados entre si, embora pouco explorados em conjunto. As demonstrações financeiras apresentam qualidade quando transmitem a imagem verdadeira e apropriada da empresa e não existe distorção ou manipulação de resultados por parte dos gestores. Nestes casos, as decisões são tomadas com base em informações corretas e a probabilidade de a empresa entrar em incumprimento tende a ser menor. Quando as informações presentes nas demonstrações financeiras estão distorcidas, as decisões são tomadas com base em dados incorretos e a probabilidade de a empresa entrar em incumprimento tende a aumentar.

O objetivo deste trabalho consistiu em perceber se a qualidade da informação financeira (qualidade dos *accruals* e dos resultados) influencia a probabilidade de a empresa entrar em incumprimento. Pela análise dos resultados é possível perceber que a gestão dos resultados tem impacto na probabilidade de incumprimento (quanto maior a manipulação dos resultados, menor a qualidade dos *accruals* e maior a probabilidade de incumprimento) e que este é mais evidente quando a manipulação é executada um ano antes da empresa entrar em situação de incumprimento. O modelo ainda evidencia que as empresas que não reconhecem de igual modo os ganhos e as perdas apresentam maior probabilidade de estar em incumprimento.

Relativamente aos rácios financeiros, e tendo em conta os resultados obtidos, pode-se concluir que as variáveis de dimensão $[\text{LOG}(A)]$, rentabilidade (RO/A), endividamento (P/A) e atividade (VN/A) são as que apresentam maior impacto na probabilidade de incumprimento das empresas. As variáveis $\text{LOG}(A)$, RO/A e VN/A apresentam um impacto negativo na probabilidade de incumprimento, ou seja, quanto menor o valor obtido nestas variáveis maior é a probabilidade de a empresa estar em incumprimento. Por outro lado, a variável P/A tem um impacto positivo na probabilidade de incumprimento.

A presente dissertação contribuiu em termos teóricos para a literatura existente, porque apresenta uma revisão da literatura completa sobre quais os modelos a utilizar no estudo do incumprimento, incluindo nesta revisão os novos modelos mais utilizados. Na temática da qualidade da informação financeira também foram expostos os principais modelos a utilizar no estudo dos *accruals* e do *timeliness*. A existência de um modelo que relaciona

a qualidade da informação financeira com o incumprimento, incluindo neste a variável dos *accruals* desfasada também é um bom contributo, dado que não existem muitos estudos que incluam no mesmo modelo variáveis da QIF desfasadas e rácios financeiros. A contribuição do trabalho para a componente prática está relacionada com o fornecimento de dois modelos que podem ser utilizados pelos *stakeholders* para perceberem a real situação financeira em que a empresa se encontra, de forma a ultrapassarem situações económicas difíceis.

O trabalho apresentado cumpriu com o objetivo inicial dado que se provou que a qualidade da informação financeira tem impacto na probabilidade de incumprimento. Os modelos propostos têm uma taxa de sucesso de 84% o que evidencia a sua relevância. Porém, tal como todos os estudos, este apresenta algumas limitações. A primeira limitação está relacionada com o facto de a amostra em estudo analisar um setor de atividade (indústria dos moldes) específico e apenas um país (Portugal), facto que limita que os resultados não possam ser generalizados para outros países ou setores. Assim, em estudos futuros sugere-se comparar a capacidade de previsão de dois setores diferentes ou estudar o mesmo setor, mas com amostras de empresas de diferentes países. O trabalho apresenta também como limitação o modelo utilizado no estudo da probabilidade de incumprimento, dado que se recorreu a um modelo tradicional (modelo logit) ao invés de se utilizar os novos modelos (ANN, SVM ou Random Forest). Deste modo, seria interessante em novos trabalhos estudar o impacto da qualidade da informação financeira na probabilidade de incumprimento recorrendo aos novos modelos ou também comparar a capacidade de previsão do incumprimento dos novos modelos em contrapartida com os modelos tradicionais.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Agarwal, V., & Taffler, R. (2008). Comparing the performance of market-based and accounting-based bankruptcy prediction models. *Journal of Banking & Finance*, 32(8), 1541-1551. <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2007.07.014>
- Altman, E. & Hotchkiss, E. (2006). Corporate financial distress and bankruptcy (3.^a ed.). New Jersey: John Wiley & Sons, Inc.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589-609. <https://doi.org/10.2307/2978933>
- Altman, E. I. (1983). The behavior of firms in financial distress: Discussion. *The Journal of Finance*, 38(2), 517-522. <https://doi.org/10.2307/2327986>
- Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking and Finance*, 1(1), 29-54.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131-171. <https://doi.org/10.1111/jifm.12053>
- Andrade, G., & Kaplan, S. N. (1998). How costly is financial (not economic) distress? Evidence from highly leveraged transactions that became distressed. *The journal of finance*, 53(5), 1443-1493. <https://doi.org/10.1111/0022-1082.00062>
- Antunes, M. G., & Mucharreira, P. R. (2015). Os efeitos das variáveis macroeconómicas no desempenho das organizações: Evidência das pequenas e médias empresas em Portugal. *Contabilidade & Gestão*, 115-143.
- Ashraf, S., Félix, E. G., & Serrasqueiro, Z. (2020). Development and testing of an augmented distress prediction model: A comparative study on a developed and an emerging market. *Journal of Multinational Financial Management*, 57, 100659. <https://doi.org/10.1016/j.mulfin.2020.100659>
- Ashraf, S., GS Félix, E., & Serrasqueiro, Z. (2019). Do traditional financial distress prediction models predict the early warning signs of financial distress?. *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 55. <https://doi.org/10.3390/jrfm12020055>
- Asquith, P., Gertner, R., & Scharfstein, D. (1994). Anatomy of financial distress: An examination of junk-bond issuers. *The quarterly journal of economics*, 109(3), 625-658. <https://doi.org/10.2307/2118416>
- Ball, R., & Shivakumar, L. (2005). Earnings quality in UK private firms: comparative loss recognition timeliness. *Journal of accounting and economics*, 39(1), 83-128. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2004.04.001>
- Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.04.006>

- Basu, S. (1997). The conservatism principle and the asymmetric timeliness of earnings. *Journal of accounting and economics*, 24(1), 3-37. [https://doi.org/10.1016/S0165-4101\(97\)00014-1](https://doi.org/10.1016/S0165-4101(97)00014-1)
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71-111. <https://doi.org/10.2307/2490171>
- Beaver, W. H., Correia, M., & McNichols, M. F. (2012). Do differences in financial reporting attributes impair the predictive ability of financial ratios for bankruptcy?. *Review of Accounting Studies*, 17(4), 969-1010. <https://doi.org/10.1007/s11142-012-9186-7>
- Beaver, W. H., McNichols, M. F., & Rhie, J. W. (2005). Have financial statements become less informative? Evidence from the ability of financial ratios to predict bankruptcy. *Review of Accounting studies*, 10(1), 93-122. <https://doi.org/10.1007/s11142-004-6341-9>
- Becerra-Vicario, R., Alaminos, D., Aranda, E., & Fernández-Gómez, M. A. (2020). Deep recurrent convolutional neural network for bankruptcy prediction: A case of the restaurant industry. *Sustainability*, 12(12), 5180. <https://doi.org/10.3390/su12125180>
- Bharath, S. T., Sunder, J., & Sunder, S. V. (2008). Accounting quality and debt contracting. *The Accounting Review*, 83(1), 1-28. <https://doi.org/10.2308/accr.2008.83.1.1>
- Bhimani, A., Gulamhussen, M. A., & Lopes, S. D. R. (2010). Accounting and non-accounting determinants of default: An analysis of privately-held firms. *Journal of Accounting and Public Policy*, 29(6), 517-532. <https://doi.org/10.1016/j.jaccpubpol.2010.09.009>
- Biddle, G. C., & Hilary, G. (2006). Accounting quality and firm-level capital investment. *The accounting review*, 81(5), 963-982. <https://doi.org/10.2308/accr.2006.81.5.963>
- Blums, M. (2003). D-Score: bankruptcy prediction model for middle market public firms, 1-21. Acedido em: Microsoft Word - Blums Term Paper 3rd Place.doc (minneapolisfed.org).
- Booth, A., Gerding, E., & McGroarty, F. (2014). Automated trading with performance weighted random forests and seasonality. *Expert Systems with Applications*, 41(8), 3651-3661. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.12.009>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brown, P., Dobbie, G. W., & Jackson, A. B. (2011). Measures of the timeliness of earnings. *Australian Accounting Review*, 21(3), 222-234. <https://doi.org/10.1111/j.1835-2561.2011.00139.x>
- Bushman, R. M., & Smith, A. J. (2001). Financial accounting information and corporate governance. *Journal of accounting and Economics*, 32(1-3), 237-333. [https://doi.org/10.1016/S0165-4101\(01\)00027-1](https://doi.org/10.1016/S0165-4101(01)00027-1)
- Cefamol, (2021). Associação Nacional da Indústria dos Moldes, <https://www.cefamol.pt/>, acedido em 11 de setembro de 2021.

- Chancharat, N. (2008). An empirical analysis of financially distressed Australian companies: the application of survival analysis. <https://ro.uow.edu.au/theses/401/>
- Charitou, A., Lambertides, N., & Trigeorgis, L. (2007). Earnings behaviour of financially distressed firms: The role of institutional ownership. *Abacus*, 43(3), 271-296. <https://doi.org/10.1111/j.1467-6281.2007.00230.x>
- Chen, Z. (1983). A Study of Financial Distress Model by Using Financial Ratios. Master's thesis, National Chengchi University, Taipei, Taiwan.
- Choi, F. D., & Mueller, S. (1992). What is coefficient alpha? An examination of theory and application. *Journal of Applied Psychology*, 78(2), 98-104.
- Costa, M., Lisboa, I., & Gameiro, A. (2022). Is the Financial Report Quality Important in the Default Prediction? SME Portuguese Construction Sector Evidence. *Risks*, 10(5), 98. <https://doi.org/10.3390/risks10050098>
- Creamer, G. G., & Freund, Y. (2004). Predicting performance and quantifying corporate governance risk for latin american adrs and banks. *FINANCIAL ENGINEERING AND APPLICATIONS*, MIT, Cambridge.
- Dechow, P. M., & Dichev, I. D. (2002). The quality of accruals and earnings: The role of accrual estimation errors. *The accounting review*, 77(s-1), 35-59. <https://doi.org/10.2308/accr.2002.77.s-1.35>
- Dechow, P. M., Sloan, R. G., & Sweeney, A. P. (1995). Detecting earnings management. *Accounting review*, 193-225. <http://www.jstor.org/stable/248303>
- Dechow, P., Ge, W., & Schrand, C. (2010). Understanding earnings quality: A review of the proxies, their determinants and their consequences. *Journal of accounting and economics*, 50(2-3), 344-401. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2010.09.001>
- Decreto-lei nº 315/98 de 20 de outubro. Diário da República nº 242/1998 – I Série A. Lisboa: Ministério da Justiça.
- Decreto-lei nº 486/99 de 13 de novembro. Diário da República nº 265/1999 – I Série A. Lisboa: Ministério das Finanças.
- Diegues, A. L. R., & Alves, J. (2016). A qualidade da informação financeira como indicador da probabilidade de falência da empresa: Revisão de literatura. XVII Euentro AECA.
- Dimitras, A. I., Kyriakou, M. I., & Iatridis, G. (2015). Financial crisis, GDP variation and earnings management in Europe. *Research in International Business and Finance*, 34, 338-354. <https://doi.org/10.1016/j.ribaf.2015.02.017>
- Donker, H., Santen, B., & Zahir, S. (2009). Ownership structure and the likelihood of financial distress in the Netherlands. *Applied Financial Economics*, 19(21), 1687-1696. <https://doi.org/10.1080/09603100802599647>
- do Carmo, C. M. R. (2013). Custo Do Financiamento Bancário e Qualidade Da Informação Financeira: Estudos Para Empresas Sem Valores Cotados Em Bolsa (Doctoral dissertation, Universidade de Aveiro (Portugal)).
- Du, X., Li, W., Ruan, S., & Li, L. (2020). CUS-heterogeneous ensemble-based financial distress prediction for imbalanced dataset with ensemble feature selection. *Applied Soft Computing*, 97, 106758. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106758>

- Duarte, A. F., Lisboa, I., & Carreira, P. (2022). Does earnings quality impact firms' performance? The case of Portuguese SMEs from the mold sector. *Journal of Financial Reporting and Accounting*, (ahead-of-print). <https://doi.org/10.1108/JFRA-12-2021-0444>
- Dunn, P., Cheatham, L., & Cheatham, C. (1992). A Comparison of practicing Accountants' and Bankers Perceptions of Financial strategy in Small Business Start-Up Situations. In *Proceedings of Southwestern Small Business Institute Annual Conference* (pp. 9-14).
- Easley, D., & O'hara, M. (2004). Information and the cost of capital. *The journal of finance*, 59(4), 1553-1583. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.2004.00672.x>
- Everett, J., & Watson, J. (1998). Small business failure and external risk factors. *Small business economics*, 11(4), 371-390. <https://doi.org/10.1023/A:1008065527282>
- Foster, George. 1978. *Financial Statement Analysis*. Englewood Cliffs: Prentice-Hall Inc.
- García Lara, J. M., Osma, B. G., & Neophytou, E. (2009). Earnings quality in ex-post failed firms. *Accounting and business research*, 39(2), 119-138. <https://doi.org/10.1080/00014788.2009.9663353>
- Goudie, A. W., & Meeks, G. (1991). The exchange rate and company failure in a macro-micro model of the UK company sector. *The Economic Journal*, 101(406), 444-457. <https://doi.org/10.2307/2233551>
- Gu, Z. (2002). Analyzing bankruptcy in the restaurant industry: A multiple discriminant model. *International Journal of Hospitality Management*, 21(1), 25-42. [https://doi.org/10.1016/S0278-4319\(01\)00013-5](https://doi.org/10.1016/S0278-4319(01)00013-5)
- Habib, A., Bhuiyan, B. U., & Islam, A. (2013). Financial distress, earnings management and market pricing of accruals during the global financial crisis. *Managerial Finance*. <https://doi.org/10.1108/03074351311294007>
- Hillegeist, S. A., Keating, E. K., Cram, D. P., & Lundstedt, K. G. (2004). Assessing the probability of bankruptcy. *Review of accounting studies*, 9(1), 5-34. <https://doi.org/10.1023/B:RAST.0000013627.90884.b7>
- Hribar, P., & Craig Nichols, D. (2007). The use of unsigned earnings quality measures in tests of earnings management. *Journal of Accounting Research*, 45(5), 1017-1053. <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2007.00259.x>
- INE (2020). Instituto Nacional de Estatística, https://www.ine.pt/xportal/xmain?xpid=INE&xpgid=ine_indicadores&contecto=pi&indOcorrCod=0008466&selTab=tab0, acedido em 06 de outubro de 2022
- Jones, J. J. (1991). Earnings management during import relief investigations. *Journal of accounting research*, 29(2), 193-228. <https://doi.org/10.2307/2491047>
- Jones, S., Johnstone, D., & Wilson, R. (2017). Predicting corporate bankruptcy: An evaluation of alternative statistical frameworks. *Journal of Business Finance & Accounting*, 44(1-2), 3-34. <https://doi.org/10.1111/jbfa.12218>
- Kim, H., & Gu, Z. (2010). A logistic regression analysis for predicting bankruptcy in the hospitality industry. *Journal of Hospitality Financial Management*, 14(1), 24. <https://doi.org/10.1080/10913211.2006.10653812>

- Klieštik, T., Kočišová, K., & Mišanková, M. (2015). Logit and probit model used for prediction of financial health of company. *Procedia economics and finance*, 23, 850-855. [https://doi.org/10.1016/S2212-5671\(15\)00485-2](https://doi.org/10.1016/S2212-5671(15)00485-2)
- Kothari, S. P., Leone, A. J., & Wasley, C. E. (2005). Performance matched discretionary accrual measures. *Journal of accounting and economics*, 39(1), 163-197. <https://doi.org/10.1016/j.jacceco.2004.11.002>
- Kristanti, F. T., Rahayu, S., & Huda, A. N. (2016). The determinant of financial distress on Indonesian family firm. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 219, 440-447. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2016.05.018>
- Lambert, R. A. (1993). The use of accounting and security price measures of performance in managerial compensation contracts: a discussion. *Journal of Accounting and Economics*, 16(1-3), 101-123. [https://doi.org/10.1016/0165-4101\(93\)90006-2](https://doi.org/10.1016/0165-4101(93)90006-2)
- Lambert, R., Leuz, C., & Verrecchia, R. E. (2007). Accounting information, disclosure, and the cost of capital. *Journal of accounting research*, 45(2), 385-420. <https://doi.org/10.1111/j.1475-679X.2007.00238.x>
- García Lara, J. M., Osma, B. G., & Neophytou, E. (2009). Earnings quality in ex-post failed firms. *Accounting and business research*, 39(2), 119-138. <https://doi.org/10.1080/00014788.2009.9663353>
- Lau, A. H. L. (1987). A five-state financial distress prediction model. *Journal of accounting research*, 127-138. <https://doi.org/10.2307/2491262>
- 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. [https://doi.org/10.1016/S0148-6195\(99\)00009-0](https://doi.org/10.1016/S0148-6195(99)00009-0)
- Levratto, N. (2013). From failure to corporate bankruptcy: a review. *Journal of Innovation and Entrepreneurship*, 2(1), 1-15. <https://doi.org/10.1186/2192-5372-2-20>
- Liang, D., Tsai, C. F., Lu, H. Y. R., & Chang, L. S. (2020). Combining corporate governance indicators with stacking ensembles for financial distress prediction. *Journal of Business Research*, 120, 137-146. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2020.07.052>
- Lin, H. W. W., Lo, H. C., & Wu, R. S. (2016). Modeling default prediction with earnings management. *Pacific-Basin Finance Journal*, 40, 306-322. <https://doi.org/10.1016/j.pacfin.2016.01.005>
- Lin, T. H. (2009). A cross model study of corporate financial distress prediction in Taiwan: Multiple discriminant analysis, logit, probit and neural networks models. *Neurocomputing*, 72(16-18), 3507-3516. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2009.02.018>
- Lisboa, I., & Costa, M. (2022). International Effect on Family SME Financial Distress Prediction. In *Research Anthology on Strategies for Maintaining Successful Family Firms* (pp. 197-214). IGI Global.
- Lisboa, I. M. C., Costa, M., & Santos, F. (2021). Analysis of Family SMEs Default Risk: the Portuguese Case. *Australasian Accounting, Business and Finance Journal*, 15(4), 76-92. <http://dx.doi.org/10.14453/aabfj.v15i4.5>

- Liu, Y., Na, X., Yin, C., Su, Y., Sun, S., Zhang, B., ... & Baranwal, V. C. (2022). 3-D joint inversion of airborne electromagnetic and magnetic data based on local Pearson correlation constraints. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60, 1-13. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3143659>
- Lo, A. W. (1986). Logit versus discriminant analysis: A specification test and application to corporate bankruptcies. *Journal of econometrics*, 31(2), 151-178. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(86\)90046-1](https://doi.org/10.1016/0304-4076(86)90046-1)
- Logue, D. E., & Merville, L. J. (1972). Financial policy and market expectations. *Financial management*, 37-44. <https://doi.org/10.2307/3665142>
- Martinho, R., & Antunes, A. (2012). Um modelo de scoring para as empresas portuguesas. *Relatório de Estabilidade Financeira*.
- McNichols, M. F. (2002). Discussion of the quality of accruals and earnings: The role of accrual estimation errors. *The accounting review*, 77(s-1), 61-69. <https://doi.org/10.2308/accr.2002.77.s-1.61>
- Mselmi, N., Lahiani, A., & Hamza, T. (2017). Financial distress prediction: The case of French small and medium-sized firms. *International Review of Financial Analysis*, 50, 67-80. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2017.02.004>
- Nagar, N., & Sen, K. (2018). Earnings management strategies during financial distress. *IUP Journal of Accounting Research & Audit Practice*, XVII(3), 52-78. <http://hdl.handle.net/11718/20282>
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 109-131. <https://doi.org/10.2307/2490395>
- Opler, T. C., & Titman, S. (1994). Financial distress and corporate performance. *The Journal of finance*, 49(3), 1015-1040. <https://doi.org/10.1111/j.1540-6261.1994.tb00086.x>
- Pindado, J., & Rodrigues, L. (2005). Determinants of financial distress costs. *Financial Markets and Portfolio Management*, 19(4), 343-359. <https://doi.org/10.1007/s11408-005-6456-4>
- Pindado, J., Rodrigues, L., & De la Torre, C. (2008). Estimating financial distress likelihood. *Journal of Business Research*, 61(9), 995-1003. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2007.10.006>
- Pordata – Base de Dados Portugal Contemporâneo: PORDATA - Pequenas e médias empresas em % do total de empresas: total e por dimensão
- Rees, W. P. (1995). *Financial analysis*. London: Prentice-Hall
- Rosner, R. L. (2003). Earnings manipulation in failing firms. *Contemporary accounting research*, 20(2), 361-408. <https://doi.org/10.1506/8EVN-9KRB-3AE4-EE81>
- Salloum, C., Schmitt, C., & Bouri, E. (2012). Does board structure affect financial distress? A study with reference to family firms in Lebanon. *Investment management and financial innovations*, (9, Iss. 4), 113-123.
- Santos, J. N., Vieira, E. S. E. S. V., & do Couto Couto, J. C. (2015). Determinantes da mortalidade das PME Portuguesas. *Estudos do ISCA*, (11).

- Shin, K. S., Lee, T. S., & Kim, H. J. (2005). An application of support vector machines in bankruptcy prediction model. *Expert systems with applications*, 28(1), 127-135. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.08.009>
- Shumway, T. (2001). Forecasting bankruptcy more accurately: A simple hazard model. *The journal of business*, 74(1), 101-124. <https://doi.org/10.1086/209665>
- Smith, M., & Liou, D. K. (2007). Industrial sector and financial distress. *Managerial Auditing Journal*, Vol. 22 Iss 4 pp. 376-391. <https://doi.org/10.1108/02686900710741937>
- Sun, J., Li, H., Huang, Q. H., & He, K. Y. (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. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006>
- Theodossiou, P. T. (1993). Predicting shifts in the mean of a multivariate time series process: an application in predicting business failures. *Journal of the American Statistical Association*, 88(422), 441-449. DOI: 10.1080/01621459.1993.10476294
- Tinoco, M. H., & Wilson, N. (2013). Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, 30, 394-419. <https://doi.org/10.1016/j.irfa.2013.02.013>
- Verdi, R. S. (2006). Financial reporting quality and investment efficiency. Available at SSRN 930922. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.930922>
- Wadhvani, S. B. (1986). Inflation, bankruptcy, default premia and the stock market. *The Economic Journal*, 96(381), 120-138. <https://doi.org/10.2307/2233429>
- Wang, J., & Ahammad, M. F. (2012). Private information acquisition and stock evaluation by Chinese financial analysts. *International Journal of Management*, 29(1), 117.
- Wang, Z. J., & Deng, X. L. (2006). Corporate governance and financial distress: Evidence from Chinese listed companies. *Chinese Economy*, 39(5), 5-27. <https://doi.org/10.2753/CES1097-1475390501>
- Ward, T. J., & Foster, B. P. (1997). A note on selecting a response measure for financial distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 24(6), 869-879. <https://doi.org/10.1111/1468-5957.00138>
- Whitaker, R. B. (1999). The early stages of financial distress. *Journal of economics and finance*, 23(2), 123-132. <https://doi.org/10.1007/BF02745946>
- White, M. J. (1994). The costs of corporate bankruptcy: A US-European comparison. In: BHANDARI, J. S. and L. A. WEISS (Eds.), *Corporation Bankruptcy, Economic and Legal Perspectives*, Cambridge University Press, New York. Chapter 30.
- Willy, O. C. O. (2012). Macroeconomic fluctuations effects on the financial performance of listed manufacturing firms in Kenya. *International journal of social sciences*, 21(1), 26-40.

- Wruck, K. H. (1990). Financial distress, reorganization, and organizational efficiency. *Journal of financial economics*, 27(2), 419-444. [https://doi.org/10.1016/0304-405X\(90\)90063-6](https://doi.org/10.1016/0304-405X(90)90063-6)
- Zeitun, R., Tian, G., & Keen, S. (2007). Macroeconomic determinants of corporate performance and failure: evidence from an emerging market the case of Jordan.
- Zhao, Z., Xu, S., Kang, B. H., Kabir, M. M. J., Liu, Y., & Wasinger, R. (2015). Investigation and improvement of multi-layer perceptron neural networks for credit scoring. *Expert Systems with Applications*, 42(7), 3508-3516. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2014.12.006>
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59-82. <https://doi.org/10.2307/2490859>