

COIMBRA
BUSINESS
SCHOOL

 **iscac** 
Politécnico de Coimbra

**COIMBRA
BUSINESS
SCHOOL**
 **iscac** 
Politécnico de Coimbra

Helena Sofia Inácio Duarte

**Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal**

Coimbra, março de 2024



Helena Sofia Inácio Duarte

**Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em
Portugal**

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 do Mestre José Manuel Seabra Benzinho da Silva e coorientação da Doutora Catarina Alexandra Neves Proença.

Coimbra, março de 2024

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

TERMO DE RESPONSABILIDADE

Declaro ser a autora desta dissertação, que constitui um trabalho original e inédito, que nunca foi submetido a outra Instituição de ensino superior para obtenção de um grau académico 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.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

PENSAMENTO

“A bankruptcy judge can fix your balance sheet, but he cannot fix your company” Gordon Bethune¹

¹ Gordon Bethune é um executivo norte-americano que desempenhou o cargo de *CEO* na *Continental Airlines* entre 1994 e 2004, ano em que se reformou.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

DEDICATÓRIA

*À minha filha,
Victória.*

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

AGRADECIMENTOS

What a journey! Que desafio atribulado e em forma de labirinto este, mas cuja “saída” (finalmente) encontrei e que agora dou por terminado. Claro está que, conhecimento e aprendizagem são uma constante da vida.

Ao Professor José Benzinho, pela disponibilidade e prontidão que sempre demonstrou na elaboração do presente projeto e pela partilha de conhecimento.

À Professora Doutora Catarina Proença, não só coorientadora como também amiga, por ter aceitado o convite de embarcar comigo nesta aventura, pelo apoio incondicional que sempre me deu neste desafio.

A vocês, o meu maior e mais sincero obrigada!

À minha filha Victória, por ter nascido no meio desta aventura, por me “ocupar” tempo impossibilitando uma dedicação mais profunda a este estudo, mas por ser a luz dos meus olhos. Espero conseguir transmitir-te que trabalho e dedicação são aspetos fundamentais para a concretização dos nossos objetivos.

Aos meus pais, Alcino e Rosa, por todo o amor e sentido de responsabilidade que me inculcaram ao longo da vida; pelos conselhos e advertências que me foram dando; por acreditarem sempre em mim e por me deixarem voar.

Ao meu namorado Micael, por todo o apoio, compreensão e motivação, fundamentais neste percurso. Por me ensinares a levar a vida com mais leveza!

Ao meu irmão Vasco, por demonstrar uma descontraída forma de vida, mas por eu o saber capaz de mais.

Aos meus amigos, por tudo o que vamos vivendo e partilhando, por tudo o que ainda temos por viver!

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

RESUMO

A problemática da insolvência é um ponto que regista uma importância cada vez maior sob o ponto de vista económico e social, visto que o encerramento da atividade e posterior liquidação dos ativos de uma empresa (ou simplesmente insolvência do ponto de vista legal) pode originar perdas substanciais para os diversos *stakeholders*, nomeadamente trabalhadores, credores e detentores de capital.

Neste sentido, vários são os autores que têm dedicado o seu tempo ao estudo e desenvolvimento de modelos de previsão de insolvência, incluindo variáveis financeiras e não financeiras. Estes modelos têm por base não só modelos matemáticos, mas também a utilização de modelos computacionais cada vez mais robustos e cuja absorção de informação é cada vez maior.

O objetivo da presente dissertação é investigar quais são os determinantes de insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal entre 2007 e 2022. Para tal, estimou-se um modelo *Logit*, cuja probabilidade de insolvência será explicada por cinco variáveis financeiras e uma não financeira já referenciadas na literatura. A amostra é constituída por 608 empresas, das quais 571 consideradas “saudáveis” e 37 empresas cuja insolvência já foi decretada legalmente. Optou-se por estudar este setor pela sua interligação com outros setores de atividades e pela sua importância económica e social.

Concluiu-se que a regressão logística apresenta uma capacidade preditiva de 95,7% para a amostra considerada e que o modelo apresenta boa aplicação prática, dentro do *cutoff* definido. No que diz respeito aos determinantes, a liquidez, fundo de maneio, rotação do ativo e idade da empresa conduzem a uma menor probabilidade de insolvência. Contrariamente ao que era expectável, o endividamento e o rácio passivo/capital próprio também conduzem a uma menor probabilidade de insolvência.

Por fim, faz-se uma aplicação prática ao modelo obtido, verificando-se que este prediz de forma correta a situação da empresa.

Palavras-chave: Atividades Imobiliárias; Insolvência; PMEs; Regressão Logística

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ABSTRACT

Insolvency is an increasingly important issue from an economic and social point of view, since the closure of a company's activity and subsequent liquidation of its assets (or simply insolvency from a legal point of view) can lead to substantial losses for the various stakeholders, namely employees, creditors, and capital holders.

To this end, several authors have devoted their time to studying and developing insolvency prediction models, including both financial and non-financial variables. These models are based not only on mathematical modelling, but also on the use of increasingly robust computer models that absorb more and more information.

The aim of this dissertation is to investigate the determinants of insolvency in the property sector in Portugal between 2007 and 2022. To this end, a Logit model was estimated, whose probability of insolvency will be explained by five financial variables and one non-financial variable already referenced in the literature. The sample consists of 608 companies, of which 571 are considered "healthy" and 37 companies have already been legally declared insolvent.

We chose to study this sector because of its interconnection with other sectors of activity and its economic and social importance.

It was concluded that the logistic regression has a predictive capacity of 95.7 per cent for the sample considered and that the model has good practical application, within the defined cutoff. As far as the determinants are concerned, liquidity, working capital, asset turnover and company age lead to a lower probability of insolvency. Contrary to expectations, indebtedness also leads to a lower probability of insolvency.

Finally, one practical application of the model obtained show that it correctly predicts the company's situation.

Keywords: Real Estate Activities; Bankruptcy; Logit Analysis; SMEs

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ÍNDICE GERAL

| | |
|---|----|
| INTRODUÇÃO..... | 1 |
| 1 Crédito, Risco de Crédito e Insolvência | 6 |
| 1.1 Crédito: Definição, Elementos Essenciais e Políticas..... | 7 |
| 1.2 Gestão do Risco de Crédito | 11 |
| 1.3 Insolvência e Modelos de Previsão..... | 13 |
| 1.3.1 Conceito e Causas de Insolvência | 13 |
| 1.3.2 Modelos de Previsão..... | 16 |
| 1.4 Formulação de hipóteses | 27 |
| 2 Descrição da Amostra e das Variáveis | 29 |
| 2.1 Amostra..... | 30 |
| 2.2 Seleção das variáveis | 33 |
| 2.2.1 Variável dependente | 33 |
| 2.2.2 Variáveis independentes | 33 |
| 2.3 Modelo Logit | 36 |
| 3 Resultados..... | 37 |
| 3.1 Estatísticas Descritivas | 37 |
| 3.2 Matriz de Correlações | 39 |
| 3.3 Coeficientes da Regressão Logística | 40 |
| 3.4 Aplicação prática | 42 |
| CONCLUSÃO..... | 44 |
| REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS | 47 |
| APÊNDICES | 54 |

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

| | |
|------------------|----|
| APÊNDICE 1 | 55 |
| ANEXOS | 56 |
| ANEXO 1 | 57 |
| ANEXO 2 | 59 |
| ANEXO 3 | 61 |
| ANEXO 4 | 63 |
| ANEXO 5 | 65 |

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ÍNDICE DE FIGURAS

| | |
|--|----|
| Figura 1: Evolução do VAB do setor das atividades imobiliárias e do PIB..... | 15 |
| Figura 2: Intervenientes, Prazos e Modalidades de Crédito..... | 23 |
| Figura 3: Evolução dos empréstimos vencidos (total e imobiliárias)..... | 26 |
| Figura 4: Evolução do número de empresas e PME do setor das atividades imobiliárias..... | 30 |
| Figura 5: Distribuição da amostra por região e por condição – empresas “saudáveis”..... | 46 |
| Figura 6: Distribuição da amostra por região e por condição – empresas insolventes..... | 47 |

ÍNDICE DE TABELAS

| | |
|--|----|
| Tabela 1: Fatores de classificação das PME de acordo com a dimensão..... | 43 |
| Tabela 2: Composição da amostra por classificação..... | 45 |
| Tabela 3: Distribuição da amostra por região..... | 46 |
| Tabela 4: Variáveis explicativas selecionadas..... | 48 |
| Tabela 5: Estatísticas descritivas amostra total..... | 51 |
| Tabela 6: Estatísticas descritivas empresas “saudáveis”..... | 52 |
| Tabela 7: Estatísticas descritivas empresas insolventes..... | 52 |
| Tabela 8: Matriz de correlações..... | 53 |
| Tabela 9: Coeficientes de regressão logística..... | 54 |
| Tabela 10: Variáveis específicas selecionadas..... | 55 |

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

LISTA DE ABREVIATURAS, ACRÓNIMOS E SIGLAS

ADM – Análise Discriminante Múltipla

BCE – Banco Central Europeu

BdP – Banco de Portugal

CAE – Código das Atividades Económicas

CE – Comissão Europeia

CIRE – Código da Insolvência e Recuperação de Empresas

DEA – *Data Envelopment Analysis*

IFB – Instituto de Formação Bancária

INE - Instituto Nacional de Estatística

PIB – Produto Interno Bruto

PME – Pequenas e Médias Empresas

RNA – Redes Neurais Artificiais

VAB – Valor Acrescentado Bruto

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

INTRODUÇÃO

Nas economias desenvolvidas, o mercado imobiliário evidencia significativa importância, permitindo avaliar-se a sua relevância pelos seus níveis de investimento, como também pelo papel que representa como colaterais no caso de empréstimos concedidos.

Subsequentemente, este setor representa um dos principais e mais sólidos pilares da economia, sendo responsável pela criação direta e indireta de empregos, consumo e transformação de matérias-primas, tendo uma forte interdependência com outros setores de atividade, nomeadamente, o turismo, o comércio e a indústria (Wisniewski, 2022). Este setor, por exemplo, representava nos Estados Unidos da América cerca de 13,4% do PIB norte-americano no terceiro trimestre de 2023, segundo dados do Departamento de Comércio Norte-Americano (*U.S. Department of Commerce*, 2023).

No caso português, e observando a figura 1, verifica-se ao longo dos anos uma tendência de crescimento do Valor Acrescentado Bruto (VAB) deste setor relativamente ao Produto Interno Bruto (PIB) português, o que correspondeu, em 2021, a 11,7% do PIB em 2020 e cerca de 58,6mil pessoas ao serviço em 2022²:

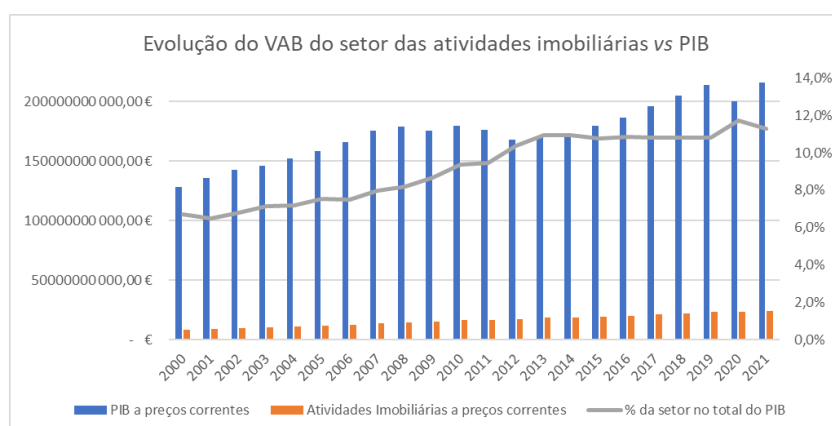


Figura 1: Evolução do VAB do setor das atividades imobiliárias e do PIB

Fonte: INE (2024)

²² Dados obtidos junto do INE e do BdP.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Em Portugal, o setor inclui a atividade de compra e venda de imóveis, arrendamento de imóveis e atividades imobiliárias por conta de outrem, onde se incluem administração de bens imóveis, angariação e avaliação imobiliária, entre outros (CAE 68 – Atividades Imobiliárias em Portugal, 2024).

À semelhança de outras economias, Portugal foi económica e financeiramente afetado por duas crises desde 2000 - a primeira ocorrida nos EUA devido ao colapso de empresas de internet e dos ataques terroristas de 2001 e que culminou com a intervenção do governo norte-americano na economia (redução de taxas de juro e facilidade de acesso ao crédito) e, a segunda, com a crise do *subprime* em 2007, que adveio não só de uma valorização do mercado imobiliário desde 1994, potenciada pelo “apoio” do governo norte-americano para aumentar a aquisição de casa própria, mas que foi impactada pela nova intervenção do estado na economia (aumento das taxas de juro) culminando numa redução substancial das hipotecas e consequente desvalorização dos imóveis (Sousa, 2020).

Poder-se-á dizer que o setor imobiliário apresenta um comportamento linear com crescimento ou contração da economia, verificando-se nos últimos anos uma tendência crescente das atividades imobiliárias, não só por força das condições macroeconómicas (crescimento da economia e do emprego aliado a taxas de juro negativas) no pós-crise do *subprime* (sensivelmente a partir de 2013), como também pelo posicionamento de um Portugal cada vez mais aberto e reconhecido, que originou a atração de investidores, nomeadamente para investimento no setor do turismo (compra e venda de hotéis, imóveis destinados a alojamento local, entre outros).

De facto, sendo este um setor pilar das economias desenvolvidas, o impacto da crise do *subprime* foi significativo, não só nesta atividade, como na economia mundial, e consequentemente foram implementadas medidas de austeridade orçamental, com o intuito de travar o curso e algumas das repercussões da crise, resultando na diminuição de investimentos, dificuldades de acesso a crédito, elevado aumento do desemprego e encerramento de empresas em todos os sectores de atividade (Pacheco, Rosa e Tavares, 2019).

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

De forma a tentar colmatar o perigo de uma possível nova crise, as instituições centrais, como por exemplo o Banco Central Europeu (BCE), com o objetivo de proteger as economias e as instituições financeiras, procederam à elaboração de normas e regras com vista à manutenção de rácios de capital estruturados e que cujo impacto de uma nova crise possa ser mitigado.

No caso nacional, o Banco de Portugal (BdP) elaborou e divulgou regras macroprudenciais para a concessão de crédito, sobretudo relativas a créditos a particulares, que não só pretendem salvaguardar o sistema financeiro, como poderão ser observados como uma forma de proteção ao consumidor e de recurso a crédito racional.

Mais recentemente, o impacto da pandemia COVID-19, assim como a crise inflacionária e o aumento das taxas de juro pelos bancos centrais, tem gerado instabilidade e incerteza na evolução da economia, assim como insegurança nas famílias e investidores.

Neste sentido, é crucial gerir o risco de crédito. Alcarva (2011, p.104) refere que “ *o risco de crédito é um problema multidimensional, que passa pela identificação dos factores de risco, pela criação de bases de dados integradas, pelo desenvolvimento de modelos para determinar as perdas potenciais*”. Acresce o autor que, perante um sistema judicial incapaz, a gestão do risco de crédito deve ser ainda mais rigorosa para evitar a insolvência das organizações.

A previsão de insolvência, assim como a construção e desenvolvimento de modelos preditivos tem sido alvo de estudos desde os anos 30 do século XX. As primeiras investigações surgiram em 1930 por Fitzpatrick, mas um dos mais conhecidos é o estudo de Altman (1968), considerado o “pai” no que aos modelos de previsão de falência diz respeito. Passando por modelos *Logit* (Ohlson, 1980), modelos *Probit* (Zmijewski, 1984) ou pela utilização de modelos computacionais (modelos redes neurais, *data envelopment analysis*, entre outros), o desenvolvimento de modelos cada vez mais automatizados e que permitem a recolha de informação contida em várias bases de dados/informação poderá auxiliar as instituições financeiras e os gestores a avaliarem melhor o risco. Verifica-se, no entanto, um número reduzido de investigações especificamente

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

relacionadas com o setor das atividades imobiliárias (e.g., Mittal et al., 2018; Nguyen et al., 2019) e, especificamente para o mercado português, não foram encontrados estudos específicos do setor.

Tendo presente este quadro e a importância do setor das atividades imobiliárias em Portugal, não só pelo crescente peso que representa no PIB, mas também pela sua conexão a outros setores de atividade, elaborou-se a presente dissertação, que tem como objetivo investigar os determinantes da insolvência das empresas do setor imobiliário em Portugal no período compreendido entre 2007 e 2022.

Este trabalho possui implicações importantes para a academia, investidores, gestores e reguladores. Em primeiro lugar, contribui para um melhor conhecimento da literatura sobre os principais fatores que influenciam a falência das empresas do setor imobiliário em Portugal. Ao investigar e analisar esses determinantes, a dissertação pretende oferecer uma visão mais abrangente e aprofundada do contexto específico do setor imobiliário no país. Em segundo lugar, esta tese evidencia que a liquidez, fundo de maneiio, rotação do ativo e idade da empresa conduzem a uma menor probabilidade de insolvência. Contrariamente ao que era expectável, o endividamento e o rácio passivo/capital próprio também conduzem a uma menor probabilidade de insolvência.

Em terceiro lugar, esta dissertação é um documento de aprendizagem para os investidores, já que lhes permite identificar riscos potenciais e oportunidades dentro do mercado imobiliário, tomando decisões de investimento mais informadas e estratégicas. Em quarto lugar, vem reforçar a importância de o setor ser regulado e supervisionado para garantir a estabilidade e sustentabilidade do mercado imobiliário em Portugal. Assim, empresas imobiliárias solventes têm a capacidade de desempenhar um papel vital no desenvolvimento económico, na geração de empregos e na promoção do bem-estar social.

O presente trabalho encontra-se dividido em três capítulos. O primeiro capítulo tem como propósito efetuar uma revisão da literatura, onde, para além da definição de risco de crédito muito associado à problemática de insolvências, apresentam-se sucintamente os fatores de risco e recentes evidências empíricas sobre o tema.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

No segundo capítulo será apresentada a metodologia de investigação que servirá de base ao trabalho empírico desenvolvido no capítulo seguinte, com explanação da amostra e das variáveis a utilizar. De seguida, no capítulo três, apresentar-se-ão os resultados dos testes realizados e é feita uma comparação dos resultados com abordagens prévias.

Por fim, o último capítulo, serão apresentadas as principais conclusões dos resultados obtidos no presente estudo e sugestões para futuros trabalhos.

Termina-se a presente introdução com a frase de Gordon Bethune presente no Pensamento da página v, tendo presente que o estudo ora elaborado poderá servir de apoio aos diversos *stakeholders* do setor em análise para avaliar a posição financeira das empresas, mas que o mesmo não será a resolução de problemas estruturais.

*Risco de Crédito e Determinantes de
 insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

1 Crédito, Risco de Crédito e Insolvência

Parte integrante da atual economia, o crédito, nomeadamente, o bancário é considerado fulcral para o desenvolvimento financeiro e económico, quer de uma empresa, quer de um mercado, visto que proporciona aos agentes económicos o acesso a fundos (IFB³, 2014).

Naili et al. (2020) indicam que o setor bancário é o fio condutor que mantém a economia a funcionar, concedendo créditos e aumentando o consumo e, ao mesmo tempo, permitindo aos agentes poupar e investir, o que apoia o crescimento económico. Sem o acesso ao crédito, consideram os autores, a economia não funcionará.

A promoção e concessão de crédito deve basear-se numa análise cuidada e criteriosa, de forma a não colocar em risco a economia mundial. Esta análise permite detetar possíveis sinais de alarme numa altura em que o setor financeiro se torne mais vulnerável, permitindo às autoridades a elaboração e tomada de medidas para prevenção de uma possível crise (Castro, 2013).

Tal como referido por Naili et. al (2020), considerando que sem crédito, a economia não desenvolve, um dos riscos que pode abalar o setor bancário é o risco de crédito.

É neste âmbito que se promovem, por parte das instituições financeiras, a criação e aplicação de políticas de concessão, acompanhamento e recuperação de crédito, assim como normas de supervisão e regulação das instituições financeiras por parte do Regulador e Entidades de Supervisão.

No que concerne ao tecido empresarial português, este é constituído na sua grande maioria por pequenas e médias empresas, o que origina um risco acrescido para as instituições financeiras, nomeadamente no que respeita às empresas do setor das atividades imobiliárias, visto que são bastante influenciadas pelo desempenho dos

³ Instituto de Formação Bancária.
 6 de 66

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

mercados e pela existência de regras mais ou menos restritivas das entidades reguladoras, assim como pelas variações das taxas de juro.

O presente capítulo visa clarificar o conceito de crédito, assim como os seus elementos e políticas de concessão, regulação e supervisão, bem como o risco associado e o conceito de insolvência.

1.1 Crédito: Definição, Elementos Essenciais e Políticas

A palavra crédito tem a sua origem na palavra latina “creditum” e no verbo “credere”, que significa acreditar, ter, confiar.

De acordo com o Banco de Portugal (2023) (BdP)⁴, “*Um contrato de crédito⁵ é um acordo através do qual uma instituição de crédito (credor ou mutuante) disponibiliza dinheiro a um cliente bancário (devedor ou mutuário), que fica obrigado a devolver esse montante ao longo de um prazo acordado, acrescido de encargos com juros e outros custos*”.

Em Portugal, apenas as instituições de crédito e/ou sociedades financeiras registadas no BdP podem conceder crédito.

Para que uma operação de crédito seja possível, existem quatro elementos fundamentais e que regem as operações: confiança, tempo, risco e juro. Para além destes, IFB (2014) acrescenta “finalidade” e “montante” aos elementos que fazem parte de uma operação de crédito.

Já Cabido (1999) indica que um contrato de crédito é um contrato bilateral, considerando que uma parte empresta e a outra pede emprestado, prometendo esta última pagar em determinado prazo acordado, e englobando quatro elementos fundamentais: a confiança (depositada na contraparte), risco (assumido pela instituição que financia), prazo (o qual

⁴ <https://clientebancario.bportugal.pt/pt-pt/o-que-sao-e-tipos-de-credito> (acedido em 2023-11-15)

⁵ Em Portugal, o contrato de crédito, não obstante a legislação especial aplicável, é regido pelo disposto nos art. 1142.º e ss, do Código Civil.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

deve ser temporário por se tratar de capital alheio) e taxa (remuneração associada ao crédito).

É a interligação do capital, prazo, taxa, que resulta no juro a pagar pelo empréstimo (periodicamente, no termo ou antecipadamente, consoante o tipo de contrato estabelecido), sendo que quanto mais longo o contrato, maior a confiança depositada no cliente.

Tendo em conta o Banco de Portugal (2023), as operações de crédito podem ser alvo de distinção no que respeita aos seus intervenientes, tipologia ou tipo de necessidade e prazo, podendo ser explanadas na figura 2 que se segue. Conforme se constata, os intervenientes podem ser particulares ou sociedades comerciais e não comerciais, pode ser concedido no curto ou no médio ou longo prazo e são nove as tipologias de crédito existentes.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

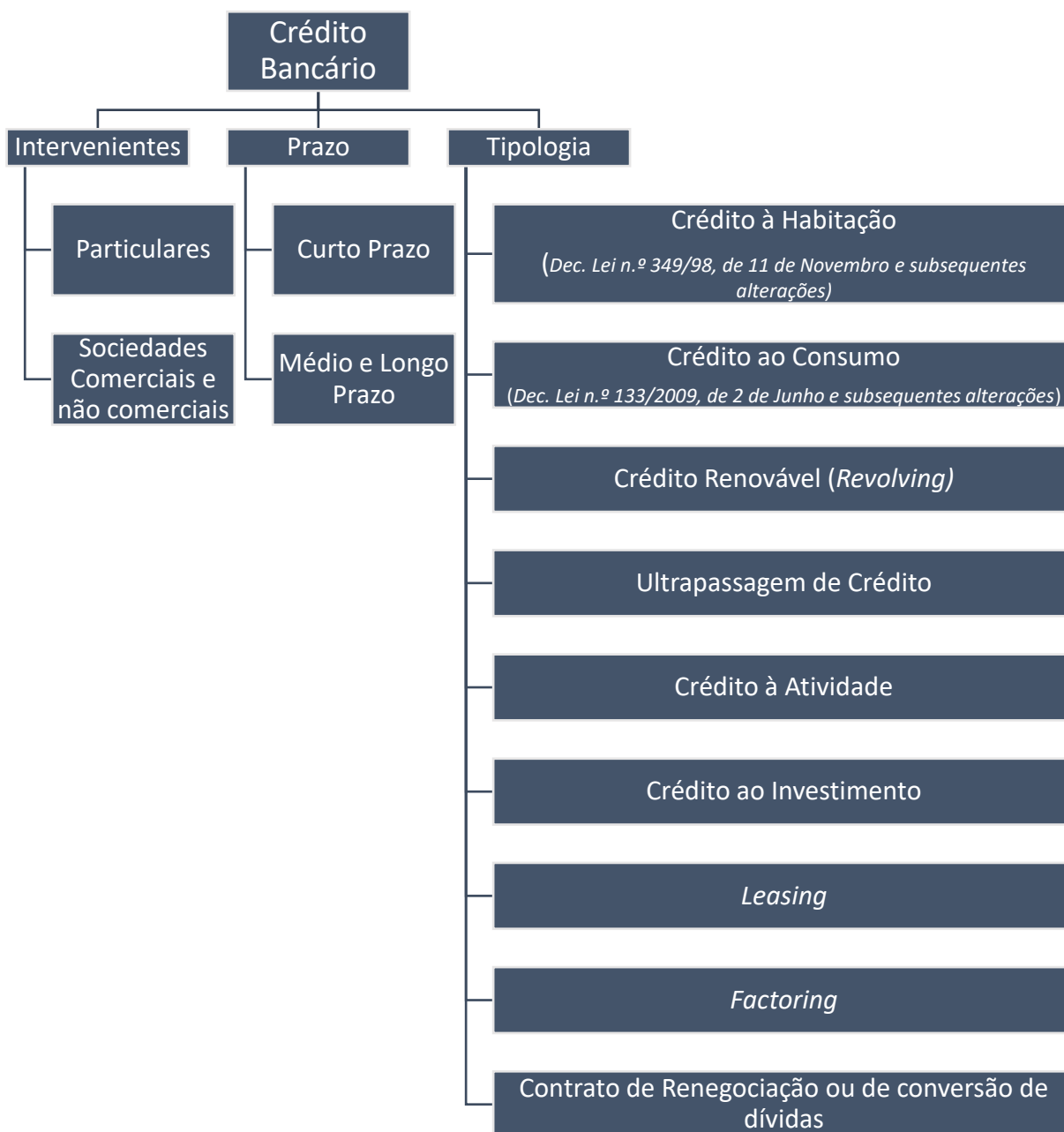


Figura 2: Intervenientes, Prazos e Modalidades de Crédito

Importa referir que é prática indicar-se no contrato de crédito a finalidade do mesmo, sendo que a sua utilização para fins diversos ao estabelecido poderá originar a dissolução do contrato por parte do credor devido a incumprimento contratual (Pereira, 2000).

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Inerente ao crédito está o risco. O risco é, portanto, o elo entre a instituição financeira ser ressarcida do capital mutuado, assim como pelo facto deste capital não ser “propriedade” da instituição e provir de fundos pertencentes a clientes (nomeadamente depósitos).

É, no âmbito da componente *risco*, que se centra um dos riscos da atividade das instituições bancárias e financeiras: o Risco de Crédito. Note-se que o Risco de Crédito é maior em períodos recessivos da economia e verifica-se que um cenário de taxas de juro mais elevadas pode colocar em causa o reembolso dos empréstimos por parte dos mutuários, assim como uma reduzida cobertura dos financiamentos, com garantias desadequadas. Estes momentos de crise originam maiores insolvências de empresas, existindo setores mais impactados do que outros.

Para Vilela (2016), o risco de crédito nada mais é do que a probabilidade de um devedor não cumprir com a sua obrigação, considerando que uma empresa entra em incumprimento quando deixa de conseguir cumprir com as suas responsabilidades por dificuldades financeiras.

Assim, encontrar um equilíbrio entre a qualidade de crédito e o crescimento da carteira, em articulação com as exigências acrescidas e crescentes ao nível regulamentar e de supervisão, continua a ser o maior desafio da gestão do risco de crédito (Gaspar, 2014).

Neste sentido, as instituições financeiras gerem o risco de crédito, com o intuito de o mitigar. Desta forma, para cada operação é elaborada uma análise cuidada e criteriosa, filtrada por vários níveis hierárquicos (desde a área comercial ao topo). Para além desta análise, as garantias prestadas no âmbito das operações de crédito visam possibilitar o reembolso ao credor, em caso de incumprimento do mutuário.

Subjacente a esta análise cuidada está o respeito pelas políticas definidas pela instituição, assim como, pelas normas emanadas pelas entidades reguladoras e de supervisão.

Assim, a definição de uma política de crédito deve ter por base três princípios orientadores: Segurança, Rentabilidade e Liquidez (Vaz, 1987).

*Risco de Crédito e Determinantes de
 insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

A classificação da política de crédito adotada é feita em função do grau de tolerância ao risco de crédito e, por consequência, da exposição que a organização está disposta a assumir face a esse risco, em contrapartida de uma determinada rentabilidade. Como tal – e porque dificilmente encontrarão o mesmo contexto, tanto interno como externo – é muito improvável haver duas organizações com políticas de crédito iguais (Carvalho, 2009).

Para além disto, o risco de crédito depende da fase de vida e da estratégia definida pelos administradores das instituições financeiras, podendo as políticas de crédito ser divididas em três grandes grupos: políticas liberais, políticas moderadas e políticas restritivas (Vilela, 2016).

1.2 Gestão do Risco de Crédito

Outro fator que importa ter em conta na gestão do risco de crédito é o ciclo económico, atendendo a que o risco aumenta em períodos de recessão (Gomes, 2011).

As variações nos padrões e condições de concessão de crédito reforçam as variações cíclicas de investimento, donde resultam oscilações na atividade económica. Também as variações ao nível do risco e as restrições em matéria de crédito tendem a acentuar a expansão ou a contração do ciclo económico (Gomes, 2011). As instituições, desde que em sintonia com o ambiente e o ciclo económico tendem a orientar a sua atuação em função da fase económica em que se encontra (Vaz, 1987).

Conforme se pode verificar na figura 3, em Portugal, entre 2000 e 2023, o crédito vencido tem registado uma variação de acordo com a oscilação económica. O crédito vencido inicia uma tendência de crescimento a partir de 2008, atingindo um pico entre 2015 e 2016. Verifica-se ainda que, no que concerne a imobiliárias, o rácio de crédito vencido atingiu valores na ordem dos 300% em 2016,

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

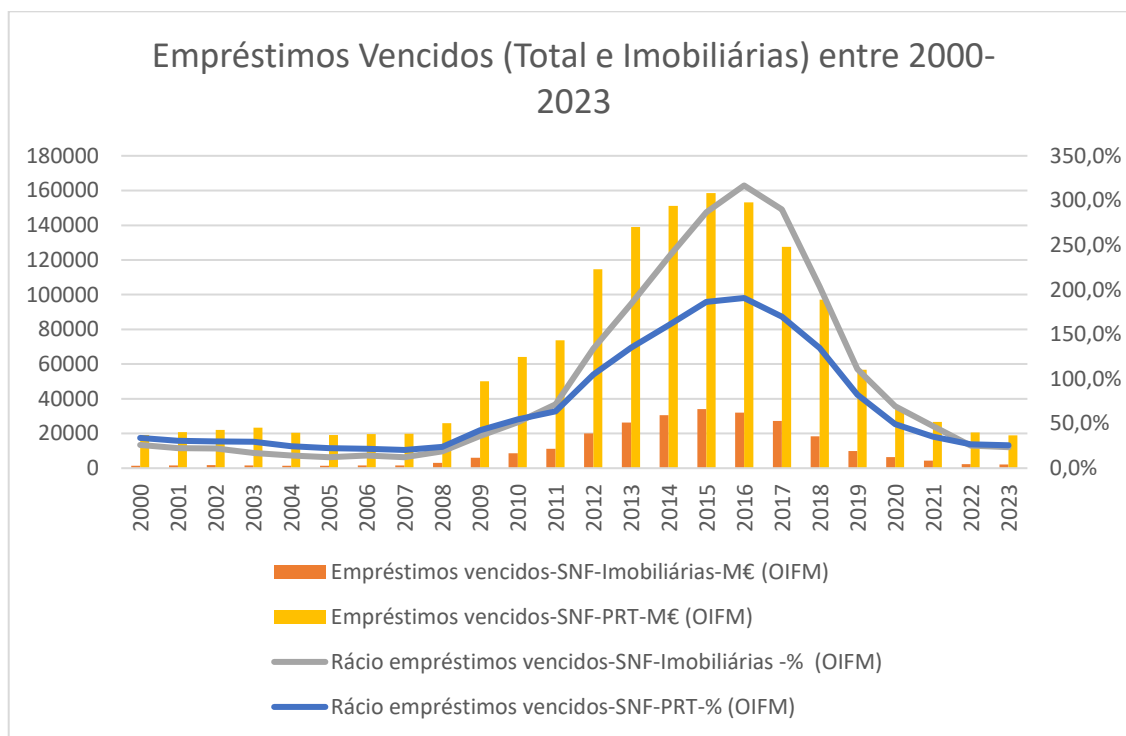


Figura 3: Evolução dos empréstimos vencidos (total e imobiliários)

A gestão do risco de crédito visa a execução de estratégias com vista à maximização de resultados face ao risco assumido (Alcarva, 2011), devendo a instituição identificar e antecipar acontecimentos que possam afetar a estratégia assumida.

Para o Comité de Basileia (2000, p. 1), a gestão do risco de crédito “*é maximizar a taxa de retorno ajustada ao risco de um banco ao manter a exposição ao risco de crédito dentro de parâmetros aceitáveis.*”. As instituições devem efetuar uma gestão do risco de crédito para a sua carteira, tal como o fazem quando avaliam o risco de cada operação individualmente (BCBS, 2000).

Neste sentido, a necessidade de as instituições efetuarem um controlo de gestão eficaz do risco tem levado a uma constante “mutação” nas técnicas de análise utilizadas na avaliação do risco (Gomes, 2011).

Vilela (2016) refere que a análise à concessão de crédito deve ser sólida e com objetivo fulcral de mitigar os riscos inerentes à mesma, baseando-se esta na utilização de cinco

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

pilares estratégicos, denominados 5C's: carácter, capacidade, capital, colateral e condições. Mais ainda, atualmente e fruto da evolução e do crescimento da utilização de crédito bancário, considera-se a existência de mais 8 C's, denominados também como "os C modernos do crédito": conglomerado, consistência, comunicação, controlo, concorrência, custos, caixa e competitividade (Vilela, 2016).

Já Gomes (2011), para além da utilização da "regra" dos 5C's anteriormente referida, destaca ainda seguintes formas de avaliação e gestão do risco:

- o *scoring*;
- o *rating*;
- preço baseado no risco;
- garantias/colaterais;
- seguros de proteção ao crédito.

Poder-se-á dizer que *scoring* e *rating* são métricas de avaliação do risco de uma empresa ou de uma pessoa particular, demonstrando maior ou menor risco. Assim, importa fazer uma conexão ao ponto seguinte, podendo dizer-se que este tipo de classificação se torna um modelo de avaliação do possível risco de incumprimento.

1.3 Insolvência e Modelos de Previsão

A presente seção visa abordar as temáticas do conceito de insolvência e as suas possíveis causas, assim como efetuar uma revisão de literatura sobre a temática dos modelos existentes da sua previsão.

Entende-se que as instituições financeiras estão mais protegidas em matéria de risco de crédito se puderem prever com alguma fiabilidade o grau de incerteza de cumprimento associado aos seus clientes.

1.3.1 Conceito e Causas de Insolvência

De acordo com a literatura não existe uma definição clara e concreta quanto à falência/insolvência, como ocorre e as suas consequências.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

É neste sentido que, ao longo das investigações realizadas, os autores divergem nos conceitos – *conceito de insolvência* e *conceito de falência* – ainda que os mesmos apresentem pontos comuns.

De acordo com o Código de Recuperação e Insolvência de Empresas (CIRE)⁶, no seu art. 3.º, n.º 1, é indicado que “É considerado em situação de insolvência o devedor que se encontre impossibilitado de cumprir as suas obrigações vencidas”.

Para alguns autores mais clássicos, como é o caso de Beaver (1966) ou Altman (1968), que utilizam a nomenclatura *falência*, esta ocorre quando a empresa apresenta dificuldades em solver os seus compromissos e as consequências que daí podem advir, como utilização de depósitos, liquidação dos ativos ou processo legal de insolvência.

Madeira (2001) distingue três tipos de falência como falência económica, falência técnica ou insolvência e falência legal, cujo sentido é semelhante ao exposto anteriormente. O autor indica que falência pode ainda ser classificada como: i) casual, quando não existiu dolo ou culpa por parte da equipa de gestão; ii) culposa, quando a falência provenha de incúria, imprudência ou prodigalidade do falido; iii) fraudulenta, ocorrendo quando o falido privilegia determinados credores em detrimento de outros ou quando este descreve créditos fictícios ou dolosamente omite ativos das suas demonstrações financeiras.

Ooghe e Prijcker (2008) observaram que a falência de uma empresa pode basear-se em quatro motivos.

A primeira razão para a falência advém de erros de gestão cometidos no início de atividade da empresa (*start-up*) por gestores com reduzida experiência em gestão e no setor de atividade.

A segunda razão está relacionada com o fracasso do crescimento ambicioso da empresa, isto porque, após um investimento frustrado, a empresa não apresenta capacidade

⁶ Código de Recuperação e Insolvência de Empresas (CIRE), aprovado pelo Dec.-Lei n.º 53/2004, de 18 de Maio. A última alteração ao diploma foi efetuada pelo Dec.-Lei n.º 57/2022, de 25/08.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

financeira para adaptar a sua forma de atuação à envolvente económica, de forma a evitar a falência.

A terceira razão deriva de líderes demasiado confiantes, sem uma visão realista da situação económica e financeira da empresa, originando a falência de “empresas deslumbradas”.

Por fim, estamos perante a falência de “empresas apáticas”, i.e., empresas que gradualmente se vão deteriorando porque as chefias se alhearam do meio que as rodeia.

Ainda para os autores Ooghe e Prijcker (2008) existe uma diferença significativa nos processos de falência, devido a causas específicas, nomeadamente, erros da equipa de gestão, erros nas políticas definidas pela empresa e alterações no meio envolvente diferem entre as quatro razões para a insolvência.

Nguyen et. al (2022) referem que o risco de falência pode advir de alterações nas taxas de juro, no câmbio ou nos preços de produtos (fatores objetivos) ou podem advir das decisões tomadas pelos gestores (fatores subjetivos).

Em Portugal, analisando a figura 4, verificou-se, sobretudo a partir de 2013, um crescimento acentuado da criação de novas empresas no setor das atividades imobiliárias. Neste ano, a criação de novas empresas foi na ordem dos 9,6%, tendo atingido um pico em 2017, com uma evolução de cerca de 17,1%. Nos últimos anos, a taxa de mortalidade de empresas do setor tem sido praticamente constante, na ordem dos 7%/ano:

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

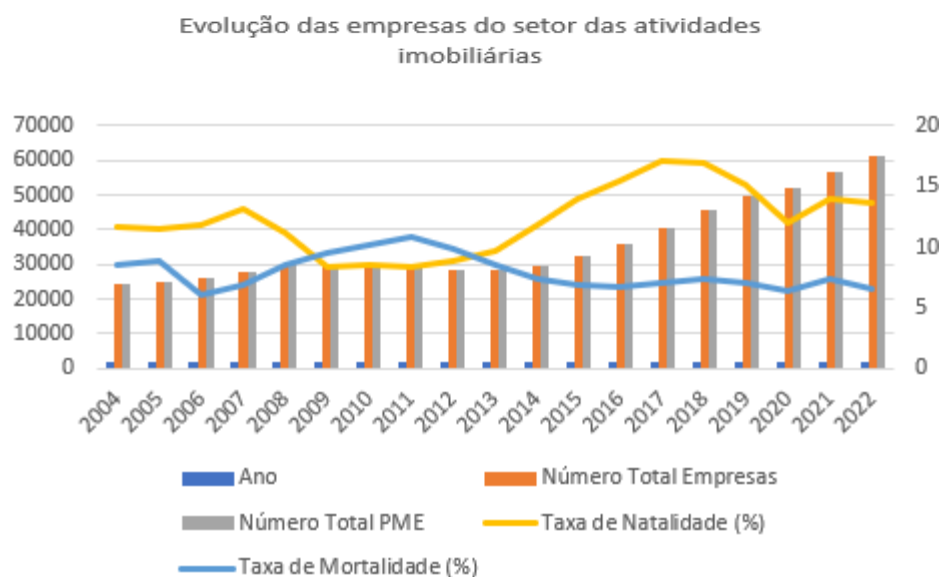


Figura 4: Evolução do número total de empresas do setor das atividades imobiliárias, rácio de nascimento e mortalidade

Desta forma, para a presente Dissertação o termo que se utilizará é insolvência no sentido legal e de acordo com o estabelecido no CIRE, visto que a legislação portuguesa tem adotado sobretudo uma metodologia de liquidação e não de recuperação ⁷ e consequentemente, de encerramento da atividade.

1.3.2 Modelos de Previsão

Far-se-á, no presente subcapítulo, uma revisão bibliográfica dos estudos realizados relativos aos modelos de previsão de insolvência. Servirá como base para o capítulo seguinte, onde se detalhará a amostra e as principais conclusões obtidas para o presente tema.

Ao longo das décadas vários foram os autores que dedicaram tempo do seu estudo à previsão de insolvência (e.g., Beaver,1966; Altman,1968; Olho ,1980; Hillegeist et al., 2004; Cielen et al., 2004). Verifica-se que tem existido uma clara evolução dos modelos,

⁷ Contrariamente à anterior legislação, cujo sentido visava sobretudo a recuperação da empresa.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

não se cingindo apenas à utilização de variáveis financeiras, mas também a elementos qualitativos, e apoiados pela utilização das novas tecnologias.

As primeiras investigações sobre previsão de falência tiveram como base a utilização de modelos de análise univariada⁸ e remontam aos anos 30 do século XX, referindo-se, por exemplo, às investigações realizadas por FitzPatrick (1932)⁹, Smith e Winakor (1935)¹⁰ ou Merwin (1942). O estudo mais relevante utilizando este tipo de análise foi realizado por Beaver (1966).

Beaver (1966) considerou uma amostra de 158 empresas americanas, igualmente divididos entre empresas ativas e empresas insolventes, e pertencentes a 38 indústrias diferentes, para o período entre 1954 e 1964. A análise efetuada consistiu na observação isolada de 30 rácios, de 6 categorias diferentes – rácios de tesouraria (*cash-flow ratios*), rácios de rentabilidade (*net income ratios*), rácios endividamento total (*debt to total asset ratios*), rácios de ativo líquido em relação ao ativo total (*liquid asset to total asset ratios*), rácios de liquidez corrente (*liquid asset to current debt ratios*) e rácios de rotação (*turnover ratios*).

Assim, o autor conclui pela utilização dos seguintes rácios:

- 1) $\frac{\text{Fluxos de Caixa}}{\text{Total Passivo}}$
- 2) $\frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Total Ativo}}$
- 3) $\frac{\text{Passivo}}{\text{Total Ativo}}$

⁸ Os modelos de análise univariada focam-se na previsão de insolvência com base na análise individual de rácios.

⁹ FitzPatrick, P. 1932. *A comparison of ratios of successful industrial enterprises with those of failed companies*, The Certified Public Accountant (October, November, December): 598-605, 656-662, and 727-731.

¹⁰ R. F. Smith and A. H. Winakor, *Changes in the Financial Structure of Unsuccessful Corporations*, University of Illinois: Bureau of Business Research, 1935, referenciado por Altman (1966).

Merwin, C. 1942. *Financing small corporations in five manufacturing industries, 1926-1936* New York: National Bureau of Economic Research.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

- 4) $\frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Total Ativo}}$
- 5) $\frac{\text{Ativo Corrente} - \text{Existências}}{\text{Custos Operacionais Desembolsáveis}}$
- 6) $\frac{\text{Ativo Corrente}}{\text{Passivo Corrente}}$

Beaver (1966) obteve uma capacidade preditiva de 87% para o primeiro ano antes da insolvência e de 78% para cinco anos antes desta. Ou seja, ao analisar os rácios financeiros, Beaver foi capaz de prever com precisão a insolvência de empresas em 87% dos casos no ano imediatamente anterior ao evento de insolvência. Para além disso, o autor concluiu também que, uma análise considerando múltiplos rácios em simultâneo poderia apresentar uma capacidade preditiva superior.

Com base nas sugestões de Beaver (1966), estudos realizados posteriormente viriam a utilizar a Análise Discriminante Multivariada (ADM). A sua principal diferença para o modelo econométrico utilizado por Beaver (1966) é que a ADM analisa várias variáveis independentes que, na sua utilização conjunta, permitem explicar a variável dependente.

Um dos mais conhecidos e referenciados em diversos estudos sobre previsão de insolvência é o estudo realizado por Altman (1968).

Altman (1968) considerou no seu estudo uma amostra correspondente a 66 empresas industriais dos Estados Unidos da América, das quais 33 não falidas e 33 falidas¹¹, cujo ativo era superior a 1 milhão de dólares, no período entre 1946 e 1965. A utilização da ADM permitiu colmatar lacunas existentes no modelo de análise univariada¹². Desta

¹¹ Altman (1968) considerou empresas cuja declaração de insolvência havia sido decretada em termos legais, e que se encontravam sobre a alçada de um administrador judicial ou que haviam obtido autorização para a sua reorganização, no âmbito da *National Bankruptcy Act*, à data do estudo.

¹² Nos modelos de análise multivariada, a variável dependente é explicada por um conjunto de fatores e combinações desses mesmos fatores assumindo a sua correlação, tendo como propósito distinguir estatisticamente os dois grupos, através da combinação linear de variáveis discriminantes:

$$Z = v_1x_1 + v_2x_2 + \dots + v_nx_n, \text{ em que:}$$

v_1, v_2, \dots, v_n são os coeficientes discriminantes, calculados pela aplicação do modelo MDA

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

forma, este estudo permitiu a Altman (1968) desenvolver o modelo de previsão de falência denominado *Z-score*.

A seleção dos rácios finais incorporantes do modelo *Z-score* foi realizada através da análise inicial composta por 22 rácios financeiros, que culminou com a escolha de 5 rácios representativos das seguintes categorias: liquidez (*liquidity*), rentabilidade (*profitability*), produtividade (*productivity*), alavancagem (*leverage*), atividade (*activity*). O Autor chegou ao seguinte modelo, com as seguintes ponderações:

$$Z = 0.012X_1 + 0.014X_2 + 0.033X_3 + 0.006X_4 + 0.999X_5,$$

em que:

X_1 – Fundo de maneiio/Total do ativo (*Working Capital/Total Assets*): permite aferir o nível de liquidez da empresa, sendo para o autor, o rácio mais significativo;

X_2 – Lucros retidos/Total do ativo (*Retained Earnings/Total Assets*): rácio que demonstra os lucros retidos na empresa e que permitem realizar investimentos nos anos seguintes. Neste rácio está implícita a idade da empresa, sendo que para o autor, uma empresa mais jovem apresenta menores resultados transitados do que uma empresa mais antiga, podendo originar uma classificação errada das mesmas;

X_3 – Resultados antes de juros e impostos/Total do Ativo (*Earnings before interests and taxes/Total Assets*): rácio que avalia e representa a rentabilidade dos ativos da empresa (excluindo efeitos fiscais), o que para o autor é de grande importância para o estudo da

x_1, x_2, \dots, x_n são as variáveis independentes (valores reais)

Esta abordagem permite que os resultados se mantenham praticamente inalterados em possíveis casos de manipulações contabilísticas, visto que, na utilização de uma abrangente lista de rácios financeiros na avaliação de uma possível falência, existe a expectativa de que alguns destes apresentem alta correlação entre si. Embora isso exija uma cuidadosa seleção das variáveis preditivas (rácios), também tem a vantagem de gerar um modelo com um número relativamente pequeno de medidas selecionadas, capaz de transmitir uma grande quantidade de informações.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

previsão de insolvência; tem em conta que a continuidade de uma empresa depende da capacidade de rentabilização dos seus ativos. Este é o rácio que mais contribui para a categorização das empresas entre grupos – saudável vs. insolvente.

X_4 – Valor de mercado do capital próprio/valor contabilístico da dívida total (*Market Value of Equity/Book Value of Total Debt*): permite medir a possível desvalorização dos ativos (a valores de mercado) face aos passivos, o que poderá levar uma empresa à insolvência.

X_5 – Vendas/Total do Ativo (*Sales/Total Assets*): Este rácio poderá ser definido como rotação do ativo, permitindo medir a capacidade de a empresa gerar negócio (vendas e/ou prestações de serviços) com base nos seus ativos, sendo a sua relevância apenas relacionado com as restantes variáveis.

A função *Z-score* pode ser interpretada da seguinte forma:

- $Z > 2,99$ – A probabilidade de falência é reduzida;
- $1,8 < Z < 2,99$ – Incerteza quanto à possibilidade de a empresa entrar em falência;
- $Z < 1,80$ – A probabilidade de falência é elevada.

Para o ano anterior à falência, Altman (1968) obteve uma capacidade preditiva de 95% que reduz para 72% nos dois anos anteriores e para 48%, 29% e 36%, sucessivamente, no caso dos três, quatro e cinco anos antes da falência.

Nove anos depois deste modelo, Altman et. al (1977) desenvolveram um novo modelo, o qual denominaram como *ZETA*, mantendo a utilização dos modelos ADM. Foram selecionadas 111 empresas, das quais 53 falidas e 58 saudáveis (industriais e retalhistas), para o período entre 1969-1975. Este modelo revelou uma capacidade de previsão de 96%. Neste trabalho, Altman et. al (1977) incluíram duas novas variáveis, nomeadamente, a cobertura dos encargos financeiros (*Debt Service*), assim como a dimensão (*Size*).

Ohlson (1980) veio utilizar modelos de regressão logística (análise *Logit*) como forma de colmatar dois dos pressupostos limitativos da análise ADM: as variáveis independentes

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

seguem uma distribuição normal e a variância-covariância dos grupos (i.e., grupos falidas e não falidas) devem ser iguais. Para além disso, as empresas (falidas ou não) são comparadas na base da dimensão ou setor de atividade (critérios arbitrários), não se verificando vantagens nesta comparação. A utilização da análise logística permite avaliar amostras desproporcionais e aumentar a validade da inferência estatística.

A variável dependente deste modelo é quantitativa e varia entre 0 e 1, indicando a probabilidade de uma empresa ser insolvente, sendo expressa da seguinte forma:

$$Prob(Y) = \frac{1}{(1+e^{-(\alpha+\beta X)})}$$

Em que:

Prob(Y) é a probabilidade de insolvência, α representa uma constante, β representa os coeficientes das variáveis independentes e X as variáveis independentes.

Assim, a função logística transforma uma combinação linear dos coeficientes ($\alpha+\beta X$) numa probabilidade entre 0 e 1. A interpretação prática é a seguinte: dada uma combinação específica de valores para X e os coeficientes (α e β), a fórmula fornece a probabilidade de insolvência da empresa. Esta regressão logística calcula a probabilidade de um evento ocorrer (falência, neste caso) com base nas variáveis explicativas.

Para tal, Ohlson (1980) utilizou uma amostra composta por 2163 empresas industriais dos Estados Unidos da América, das quais 2058 empresas consideradas saudáveis e 105 consideradas insolventes, para o período entre 1970 e 1976. O estudo considerou a análise de 9 variáveis explicativas, 7 das quais financeiras e 2 variáveis que assumem valores binários, baseadas em condições e variáveis financeiras:

1. Dimensão (*Size*) = $\log\left(\frac{\text{Total de ativos}}{\text{Produto Nacional Bruto}}\right)$;
2. TLTA = $\frac{\text{Passivo}}{\text{Ativos}}$
3. WCTA = $\frac{\text{Fundo de manei}}{\text{Ativos}}$
4. CLCA = $\frac{\text{Passivo corrente}}{\text{Ativos correntes}}$

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

5. OENEG, 1 se passivo superior ao ativo, 0 caso contrário;
6. $NITA = \frac{\text{Resultado líquido do período (RLP)}}{\text{Ativos}}$
7. $FUTL = \frac{\text{Cash Flow}}{\text{Passivo}}$
8. INTWO, 1 se resultado líquido dos últimos dois anos foi negativo, 0 caso contrário;
9. $CHIN = \frac{RLP - RL_{Pt-1}}{|RL_{Pt}| + |RL_{Pt-1}|}$

Com a utilização deste modelo, o autor obteve uma capacidade preditiva para a falência sempre acima dos 90%, mais especificamente de aproximadamente 96% para um ano antes da falência, aproximadamente 95% para dois anos antes e, por fim, de aproximadamente 92% para o período entre o primeiro e o segundo ano da falência.

De acordo com Ohlson (1980), esta inferência estatística está sujeita a dois tipos de erro, classificados da seguinte forma: i) Erros do tipo I, que ocorre quando uma empresa é classificada como insolvente, mas na realidade está saudável; ii) Erros do tipo II, que ocorre quando se verifica o inverso. Inicialmente, o autor considerou que a categorização saudável vs. insolvente era igual, admitindo por isso um *cutoff* de 0,5, sendo que ao longo dos estudos chegou à conclusão de que o *cutoff* que minimizava o total de erros era de 0,038.

Ainda para o mesmo autor, quatro foram os fatores que tiveram maior relevância estatística: i) a dimensão da empresa; ii) a estrutura financeira; iii) a *performance*; iv) a liquidez corrente (ainda que neste último caso o fato não seja tão claro quando comparado com os anteriores). Mais, o autor acrescenta que a capacidade preditiva é influenciada pelo momento em que a informação financeira é apresentada, podendo esta capacidade ser influenciada e aumentada por outras variáveis.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Zmijewski (1984) utilizou o modelo Probit¹³ no estudo realizado a solo. Utilizou uma amostra de 840 empresas, para o período entre 1972 e 1978, das quais 800 empresas “saudáveis” e 40 empresas falidas, listadas na American Stock Exchange e New York Stock Exchange, para diferentes indústrias. O autor obteve um grau de precisão de 95% com a utilização das variáveis independentes Rendibilidade dos Ativos (ROA), alavancagem financeira e liquidez geral, concluindo que a utilização deste modelo não demonstrou resultados diferentes dos fornecidos pelas técnicas de amostragem aleatória.

Altman et al. (2010) consideraram desenvolver o trabalho de investigação anteriormente realizado por Altman e Sabato (2007), incluindo variáveis não financeiras na “descoberta” de um novo modelo de previsão de falência, nomeadamente porque a maioria das empresas apresenta uma dimensão reduzida e, conseqüentemente, utilizam contabilidade simplificada. A amostra foi realizada para o período temporal entre 2000 e 2007 e foram utilizados dados de 5 816 021 empresas, das quais 5 749 188 empresas “saudáveis” e 66 833 falidas e, procederam à utilização dos modelos *Logit* para estimar o modelo.

Foi possível aos autores estimarem dois modelos: o primeiro para ser utilizado por empresas com informação financeira completa e o segundo para ser utilizado por empresas com informação financeira simplificada. Com a utilização de variáveis não financeiras, os autores obtiveram um incremento de 13% na capacidade preditiva da probabilidade de insolvência (cerca de 76%), concluindo que, no que respeita às PME’s,

¹³ Os modelos de análise Probit pertence também ao grupo dos modelos de escolha binária. No entanto, estes modelos utilizam uma função que se baseia na inversa da distribuição normal. A sua expressão é a seguinte:

$$P_i = \Phi(X_i\beta_i + \beta_0)$$

Em que:

P_i é a variável dependente

Φ a função distribuição normal,

β o vetor dos coeficientes estimados, e

X é uma matriz (representa o número e características das observações).

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

os modelos devem incluir não só variáveis financeiras, como também variáveis não financeiras (Altman et al, 2010).

Não obstante os métodos de análise anteriormente referenciados e com resultados satisfatórios quanto à previsão de falência, têm-se vindo a realizar estudos com utilização de Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Networks*) (e.g., Messier et al.,1988, Bell et al.,1990, Tam et al., 1991, Coats et al., 1992, Boritz et al.,1995, Wie et. al, 2023), *data envelopment analysis* (e.g., Cielen et al., 2004, Batamiz et al., 2016), entre outros, bem como o desenvolvimento de modelos híbridos.

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são modelos computacionais baseados no sistema nervoso central (nomeadamente o cérebro humano), processando várias informações simultaneamente e permitindo um maior cruzamento de dados (Muparuri et al., 2022; Zizi et al., 2021), que conseguem realizar modelos de relações não-lineares complexas entre as variáveis (Alamsyah et al., 2021).

Como defendido por Altman et. al (1994), os modelos baseados em redes neurais são equiparados às “black-box”, nomeadamente no que concerne ao peso e escolha das variáveis, bem como à impossibilidade de eliminar ou substituir variáveis quando os coeficientes obtidos não são os previstos ou os resultados pouco coerentes, quando o modelo cresce ao nível de complexidade, são algumas das críticas apontadas a este tipo de modelos.

Altman et al. (1994) aborda a comparação entre a análise via modelos *Neural Networks* e a análise ADM e *Logit*. Os resultados obtidos são bastante promissores, o que leva os autores a incentivarem o desenvolvimento deste tipo de análise, e são melhores quando comparados com os obtidos via análise ADM e análise *Logit*, ainda que Altman et al. (1994) salientem que existem determinados tipos de comportamentos que não são aceitáveis pela rede e também pelo facto de serem de difícil compreensão e resolução.

Um ano depois, Boritz et al. (1995) utilizaram as técnicas de *Backpropagation* e *Optimal Estimation Theory* (OET) para testar a performance dos modelos RNA. Os autores

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

concluíram que, apesar da literatura referenciar bons resultados na utilização de modelos RNA, isso não se verificou, não obstante o bom desempenho do modelo com base em combinações específicas de proporções de empresas falidas nos conjuntos de dados de treino e teste e de pressupostos sobre os custos relativos dos erros do tipo I e do tipo II. Os autores indicam, no entanto, que apenas testaram uma arquitetura para a rede neural, indicando a necessidade de investigar potenciais melhorias no desempenho da rede neural através de alterações sistemáticas à sua arquitetura.

Recentemente, Wei et. al (2024) analisaram o efeito combinatório dos riscos interno (nomeadamente informação base da empresa e existência de processos judiciais) e de contágio de 3976 empresas chinesas, para o período entre 2000-2021, com resultados bastante promissórios e uma previsibilidade próxima dos 85%.

O método *data envelopment analysis* é um modelo de programação linear baseado na medida de eficiência de unidades de decisão comparáveis (Batamiz et. al, 2016), sendo esta eficiência avaliada pela relação existente entre *inputs* e *outputs*. Existe o intuito de identificar as unidades que permitem criar uma fronteira de eficiência e as que não estão nessa fronteira, identificando os parâmetros com os quais essas unidades ineficientes podem ser comparadas (Cook et al., 2009).

Cielen et. al (2004) utilizaram o modelo *data envelopment analysis* (DEA) para o mercado belga, com uma amostra composta por um total de 366 empresas, das quais 276 empresas “saudáveis” e 90 insolventes. Os autores utilizaram 11 rácios e fizeram um estudo de comparação entre o modelo *data envelopment analysis*, o modelo de programação linear e os modelos de árvore de decisão. Os autores concluíram que o modelo DEA apresenta melhor performance em termos de exatidão, custo, implementação e compreensibilidade do que as árvores de decisão para um pequeno conjunto de dados considerando apenas informação quantitativa.

Ainda que as atividades imobiliárias apresentem um papel preponderante na economia global, quer em termos individuais, quer ao nível da relação e ligação económica e financeira existente com os demais setores, a aplicação e estudo de modelos de previsão

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

de insolvência específicos para o setor é diminuta. Destacam-se os estudos mais recentes de Abadi et al. (2023), Mittal et al. (2018), Nguyen et al. (2019a,b), e Zhang et. al. (2023), que utiliza um modelo híbrido de previsão de insolvência.

Abadi et al. (2023) avaliaram o nível de dificuldades financeiras de seis empresas presentes no *Indonesia Stock Exchange*, no período entre 2019-2021. Foram utilizadas variáveis liquidez (*liquidity*), rentabilidade (*profitability*), produtividade (*productivity*), alavancagem (*leverage*), atividade (*activity*), conforme definidas no estudo de Altman (1968), tendo concluindo que o modelo é muito preciso na previsão de falência.

Mittal et al. (2018) utilizaram três métodos estatísticos para obtenção da previsão de falência: modelo de probabilidade linear (*linear probability model*), o modelo *Logit* e o modelo *Probit*. Foi analisada uma amostra de 42 empresas do setor das atividades imobiliárias e da construção listadas na BSE (*Bombay Stock Exchange*, Índia), para o período entre 2005-2016. Os autores verificaram que as empresas do setor apresentavam níveis elevados de alavancagem financeira (com dívida a representar, em média, 83% da estrutura de capital), com rácios de liquidez reduzidos, ainda que demonstrem facilidade em reembolsar juros e apresentem rentabilidades positivas do capital próprio. Utilizaram as seguintes variáveis independentes: rácio de liquidez reduzida (*quick ratio*), rácio de liquidez corrente (*current ratio*), rentabilidade do ativo (*return on asset*), rentabilidade dos capitais próprios (*return on equity*), estrutura financeira (*debt equity ratio*), cobertura dos custos financeiros (*interest coverage*), prazo médio de recebimento (*debtor turnover ratio*), rotação do ativo (*asset turnover ratio*), tendo o resultado por ação (*earnings per share*) como medidor das dificuldades financeiras. Concluíram que as variáveis selecionadas têm um impacto reduzido sobre a previsão de insolvência, à exceção da rentabilidade do capital próprio e do ativo.

Nguyen et al. (2019) considerando que no Vietname apenas grandes empresas são elegíveis para operar no mercado do setor imobiliário, selecionaram 45 empresas das Bolsas de Valores Vietnamitas HOSE and HNX, para o período entre 2008-2015, como forma de “absorver” o impacto da crise do *subprime*. Com a aplicação do modelo *Logit* e

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

previsão de 91,4%, demonstraram que não é claro o impacto do rácio de liquidez geral e estrutura financeira no risco de insolvência, sendo que as variáveis mais significativas foram cobertura do passivo pelos fluxos de caixa operacionais e peso do fundo de maneo líquido no ativo total.

Nguyen et al. (2019), utilizando também o modelo *Logit*, avaliaram a performance e desempenho financeiro e o seu impacto no risco de insolvência de quarenta e quatro empresas listadas no *Vietnam Stock Exchange*, no período entre 2011-2017. A investigação demonstrou que, com uma previsão de 90,9%, os indicadores que apresentam maior significância são: rentabilidade do ativo (*return on assets*), rendibilidade dos capitais próprios (*return on equity*) e rotação do ativo (*asset turnover*), enquanto a margem operacional (*operating profit margin*) não apresenta relevância.

Zhang et al. (2023) utilizaram um modelo híbrido do modelo *Logit* e Redes Neurais. Foram selecionadas 126 empresas do setor de atividades imobiliárias das Bolsas de Valores de Xangai e Shenzhen (China), das quais 115 ativas e 11 insolventes, para o período entre 2017-2020, com base nas seguintes características: rendibilidade, capacidade de endividamento, capacidade de crescimento, capacidade de funcionamento e informações base da empresa, tendo obtido uma sensibilidade, especificidade e qualidade médios de 99,28%, 94,57% e 97,15%, respetivamente, do modelo.

1.4 Formulação de hipóteses

O objetivo da presente investigação prende-se sobretudo com a elaboração de um modelo preditivo da insolvência no setor das atividades imobiliárias, para o período compreendido entre 2007 e 2022, de forma a “absorver” o efeito da crise do *subprime* e possíveis efeitos da pandemia COVID-19.

A reduzida literatura sobre o tema da previsão de insolvência aplicado ao setor escolhido aliada à importância do setor, quer em termos individuais, quer em termos de relacionamento com os demais setores de atividade, são motivos que se consideraram pertinentes para o avanço desta investigação.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

A literatura tem sido vasta sobre o tema de uma maneira geral, no entanto, no presente trabalho far-se-á apenas a análise de variáveis financeiras e uma não financeira, utilizando a análise *Logit*.

Considerou-se, portanto, o estudo realizado por Nguyen et. al (2019) como ponto de partida para a escolha das variáveis, cujas conclusões salientaram a importância de fatores de avaliação da performance operacional na previsão de insolvência, também utilizados, por exemplo, por Altman (1968). Assim:

H1) A liquidez influencia negativamente a probabilidade de insolvência;

H2) A rotação do ativo influencia negativamente a probabilidade de insolvência;

H3) O fundo de maneo tem uma relação negativa com a probabilidade de insolvência;

H4) A relação passivo/capital próprio tem uma relação positiva com a probabilidade de insolvência;

H5) A estrutura de endividamento tem uma relação positiva com a probabilidade de insolvência;

H6) A maturidade da empresa influencia negativamente a probabilidade de insolvência.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

2 Descrição da Amostra e das Variáveis

Considerando a significativa importância que as Micro e PME¹⁴ apresentam no tecido empresarial português, inicia-se o presente capítulo com uma breve indicação dos critérios considerados para a obtenção dos dados das empresas.

Não obstante os critérios de classificação de PME serem distintos entre os diferentes países, considera-se, no presente estudo, a definição adotada pela União Europeia, no âmbito da publicação da Recomendação 2003/631/CE de 6 de Maio (União Europeia, 2003).

De acordo com esta recomendação, o conceito de PME tem como requisitos obrigatórios, explanados na Tabela 1:

1. Volume de Negócios \leq 50 milhões de euros;
2. Balanço cujo total \leq 43 milhões de euros;
3. Número de trabalhadores inferior a 250.

| Dimensão da Empresa | Volume de Negócios | Total de Balanço | Efetivos (UTA) |
|----------------------------|----------------------------|----------------------------|-----------------------|
| Microempresa | \leq 2 milhões de euros | \leq 2 milhões de euros | < 10 |
| Pequena Empresa | \leq 10 milhões de euros | \leq 10 milhões de euros | < 50 |
| Média Empresa | \leq 50 milhões de euros | \leq 43 milhões de euros | < 250 |

Tabela 1: Fatores de classificação das PME de acordo com a dimensão

¹⁴ Pequenas e Médias Empresas.
29 de 66

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Não obstante o cumprimento destes requisitos, as empresas podem não ser determinadas como PME nos casos em que, por exemplo, são detidas por uma empresa de maiores dimensões, ser sua associada ou parceira (Comissão Europeia, 2020).

Em Portugal, os setores de atividade são subdivididos em categorias, cada uma destas com o seu próprio Código das Atividades Económicas (CAE) (Wisniewski, 2022). O setor das atividades imobiliárias encontra-se identificado com o CAE 68, subdividido da seguinte forma:

- ✓ 681 – Compra e venda de bens imobiliários
- ✓ 682 – Arrendamento de bens imobiliários
- ✓ 683 – Atividades imobiliárias por conta de outrem

Em 2022, este setor registava a existência de 61.548 empresas, o que representava um volume de negócios global de 10.579,5 milhões de euros e um peso no PIB de aproximadamente 12%.

2.1 Amostra

Para a presente investigação, e conforme referido anteriormente, foram selecionadas 608 empresas portuguesas do setor das atividades imobiliárias, com características de PME, das quais 571 consideradas “saudáveis” (com a indicação de ”Activa”) e 37 empresas cuja insolvência já foi decretada legalmente, confirmada na plataforma Citius, para o período entre 2007 e 2022. Os dados foram obtidos com recurso à base de dados *SABI*¹⁵.

Na presente investigação ignorou-se o pressuposto relativo há existência de grupos económicos.

A pesquisa inicial do presente estudo teve em consideração os critérios definidos para PME (número de trabalhadores, valor total de balanço e volume de negócios) pela CE¹⁶,

¹⁵ Sistema de Análise de Balanços Ibéricos.

¹⁶ Comissão Europeia.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

assim como, a longevidade do negócio, a localização e foram consideradas as empresas que: i) foram constituídas antes de 2007; ii) insolvência decretada entre 2007 e 2022; iii) empresas que detinham dados para os anos todos.

Os dados irão ser analisados em painel, dado que são referentes a várias empresas, para vários anos.

A tabela 2 apresenta o total da amostra por condição: i) empresas “saudáveis”; ii) empresas insolventes. A tabela 3 apresenta a amostra por região e por condição.

| Grupo | N.º de Empresas | % da amostra total |
|-----------------------------|------------------------|---------------------------|
| Empresas “saudáveis” | 571 | 93,91% |
| Empresas insolventes | 37 | 6,03% |
| Total | 608 | 100% |

Tabela 2: Composição da amostra por classificação
Fonte: SABI

| Grupo | Empresas “saudáveis” | % | Empresas insolventes | % |
|-----------------------------------|-----------------------------|----------|-----------------------------|----------|
| Região | | | | |
| Norte Portugal | 167 | 29,2% | 8 | 4,52% |
| Centro Portugal | 63 | 11,03% | 3 | 4,55% |
| Lisboa e Vale do Tejo | 247 | 43,25% | 21 | 7,75% |
| Alentejo | 17 | 2,97% | 0 | - |
| Algarve | 53 | 9,28% | 4 | 6,90% |
| Região Autónoma dos Açores | 8 | 1,40% | 0 | - |
| Região Autónoma da Madeira | 16 | 2,80% | 1 | 5,88% |

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

| | | | | |
|--------------|-----|--------|----|-------|
| Total | 571 | 93,91% | 37 | 6,03% |
|--------------|-----|--------|----|-------|

Tabela 3: Distribuição da amostra por região

Observando as figuras 5 e 6, verifica-se que é na região de Lisboa e Vale do Tejo onde existe maior concentração da amostra, quer no que respeita a empresas “saudáveis”, quer nos casos em que a insolvência já foi decretada, com 247 empresas “saudáveis” e 21 insolventes (7,75%).

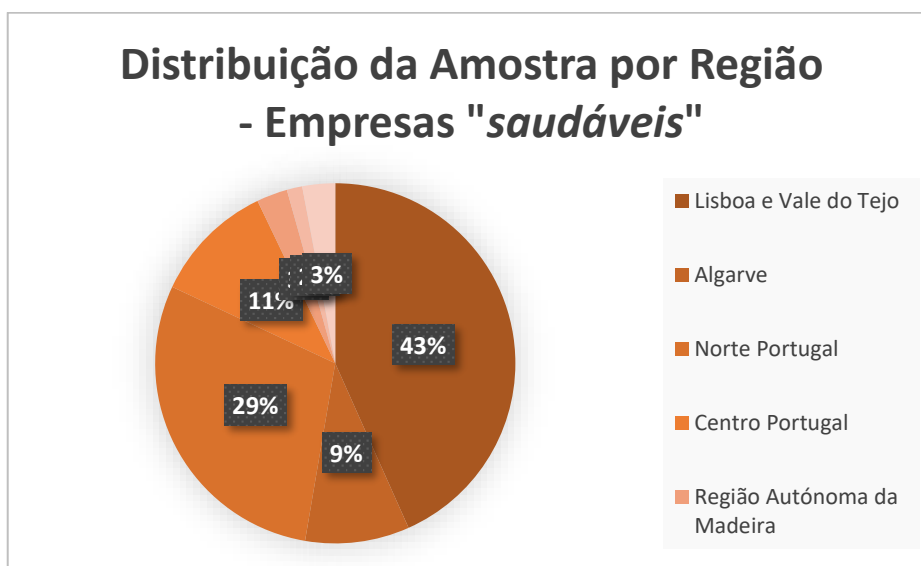


Figura 5: Distribuição da Amostra por região e por condição – empresas “saudáveis”

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

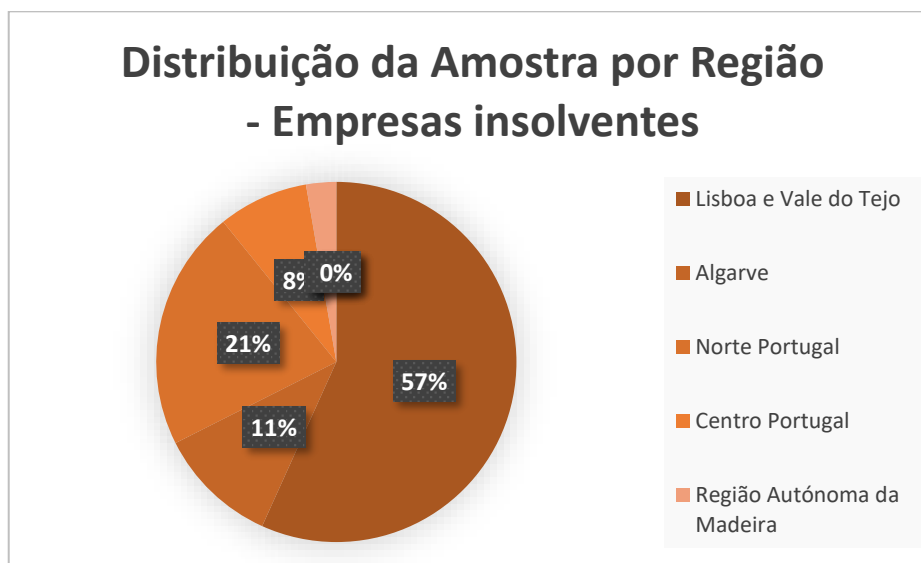


Figura 6: Distribuição da Amostra por região e por condição – empresas insolventes

2.2 Seleção das variáveis

2.2.1 Variável dependente

Os modelos *Logit*, pertencente ao grupo dos modelos de escolha binária, permitem que as variáveis dependentes não apresentem uma distribuição normal, assim como matrizes de variância-covariância iguais; permitem ainda, que, com variáveis *dummy*, os grupos sejam discretos e identificáveis, existindo duas possibilidades.

Para o caso concreto em estudo, a variável dependente em estudo será a classificação da empresa entre “saudável” e “insolvente”, com o objetivo de identificar quais os fatores que afetam esta classificação.

Neste sentido, a variável dependente define-se sob a forma de *dummy* e apresenta o valor unitário para as empresas insolventes e nulo para as empresas “saudáveis”.

2.2.2 Variáveis independentes

Ao longo dos tempos e dos estudos desenvolvidos, várias têm sido as variáveis independentes utilizadas com o intuito de explicar a previsão de falência, podendo as variáveis independentes assumir forma quantitativa ou qualitativa. A seleção de variáveis

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

feita no presente estudo teve por base a revisão bibliográfica elaborada, sobretudo os estudos especificamente realizados para o setor em análise.

Elaborou-se um pequeno resumo das variáveis explicativa na Tabela 4 e, de seguida, explanam-se as estatísticas descritivas. Na Tabela 4 apresenta-se também o sinal esperado das diversas variáveis explicativas na insolvência.

| Designação | Rácio | Variável | Sinal esperado |
|-----------------------------------|---|-----------------|-----------------------|
| Liquidez Geral | $\frac{\textit{Ativo Corrente}}{\textit{Passivo Corrente}}$ | LG | - |
| Rotação do Ativo | $\frac{\textit{Volume de Negócios}}{\textit{Ativo Total}}$ | TAT | - |
| Rácio Fundo de Maneio | $\frac{\textit{Fundo de Maneio}}{\textit{Ativo Total}}$ | FM | - |
| Rácio Debt to Equity | $\frac{\textit{Passivo Total}}{\textit{Capital Próprio}}$ | End | + |
| Estrutura de Endividamento | $\frac{\textit{Passivo Curto Prazo}}{\textit{Passivo Total}}$ | EstEnd | + |
| Idade | | l_idade | - |

Tabela 4: Variáveis explicativas selecionadas

Não obstante as lacunas existentes referentes à utilização de rácios financeiros na análise económico-financeira de uma empresa, nomeadamente a presunção de não continuidade das operações, da incapacidade de uma empresa gerar fluxos de caixa operacionais e da falta de capacidade de endividamento em reserva (Neves, 2012) ou informação financeira manipulada, torna-se claro que a avaliação da probabilidade de insolvência torna-se mais simples e realista quando estamos perante dados quantitativos.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

A variável LG permite avaliar a capacidade da empresa para o cumprimento das responsabilidades de curto prazo. Alguns autores consideram que o rácio deverá apresentar valor superior a 1 para que se considere que a empresa se encontra em equilíbrio. Contudo, dever-se-á ter em consideração não só o princípio da continuidade da empresa (Neves, 2012) mas também outros fatores como, por exemplo, o setor de atividade.

A variável TAT é um indicador de atividade, que permite avaliar a capacidade de a empresa gerar vendas através dos seus ativos (Nguyen et. al, 2019; Neves, 2012). Nos casos em que se estudam diferentes setores, esta variável contribui para explicar o fator indústria de cada investigação, uma vez que cada indústria tem o seu TAT (Altman, 1968); por esse motivo, não existem valores que se consideram “ideais”, pressupondo-se, no entanto, que quanto maior o seu valor melhor (Fernandes et. al, 2013).

A variável FM permite-nos avaliar a diferença entre os ativos e passivos correntes relativamente ao ativo total, sendo que rácios menores indicam maior risco.

A variável End permite-nos avaliar a dependência de capitais alheios, visto que, compara o nível de endividamento com o nível de património. Um rácio elevado indica que a empresa se financia sobretudo em capitais alheios, em detrimento de fundos próprios, o que poderá indiciar uma elevada alavancagem e, conseqüentemente, um nível elevado de risco.

A variável EstEnd permite-nos avaliar a estrutura do passivo total, ou seja, se a empresa concentra a sua dívida em curto ou em médio e longo prazo. Este rácio caracteriza-se por indicar qual o prazo de exigibilidade do passivo, sendo que, nos casos em que a empresa apresenta passivos de curto prazo superiores ao passivo de médio e longo prazo, indicia uma maior vulnerabilidade perante os credores de curto prazo e, conseqüentemente, maior probabilidade de insolvência.

A variável L_idade, que é o logaritmo da maturidade da empresa, em anos, desde a data da sua criação até à data do último ano de informação financeira disponível, é uma

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

variável não financeira cujo resultado esperado é uma relação negativa face à probabilidade de insolvência, i.e., quanto mais madura for a empresa, menor será o risco de insolvência (Altman et. al, 2010).

2.3 Modelo Logit

O modelo *Logit* tem sido bastante utilizado ao longo dos tempos visto que apresenta vantagens quando comparado com outros métodos, quer ao nível da facilidade de aplicação, quer ao nível dos resultados obtidos. De entre as vantagens do modelo, destaca-se o facto de aceitar amostras desproporcionais e variáveis independentes que não sigam uma distribuição normal e a possibilidade de utilização de amostras desproporcionais.

Este modelo inclui-se nos modelos de probabilidade condicionada, sendo que a variável dependente é binária, podendo assumir valores 0 (para os casos em que a empresa se encontra insolvente) e 1 (para o caso em que a empresa se encontra insolvente).

Obtém-se a função logística:

$$P(Y_i = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \beta_3 X_{3i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i)}}$$

Em que:

$P(Y_i = 1)$ corresponde à probabilidade de falência,

X corresponde a cada variável independente,

β corresponde aos coeficientes das variáveis independentes, ou seja, traduz-se no impacto que cada variável independente tem na determinação da probabilidade ou não de insolvência,

u corresponde aos erros aleatórios não observáveis.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

3 Resultados

No presente capítulo serão apresentados e descritos os resultados obtidos com base nas variáveis e no modelo escolhido, concluindo com a apresentação da capacidade preditiva do modelo escolhido.

3.1 Estatísticas Descritivas

Os resultados obtidos das estatísticas descritivas encontram-se explanados nas Tabelas 5, 6 e 7. A tabela 5 apresenta as estatísticas descritivas para a amostra total, enquanto as tabelas 6 e 7 apresentam os resultados por estado da empresa: i) empresas “saudáveis”; ii) empresas insolventes.

| Variável | Média | Mediana | Desvio- Padrão | Mínimo | Máximo |
|----------------|-------|---------|-------------------|---------|---------|
| LG | 5,62 | 1,48 | 26,45 | -30,59 | 910,50 |
| TAT | 0,70 | 0,32 | 1,07 | 0,00 | 20,88 |
| FM | 0,18 | 0,15 | 0,43 | -9,79 | 1,20 |
| End | 4,69 | 1,32 | 41,93 | -777,90 | 1653,00 |
| EstEnd | 0,50 | 0,47 | 0,38 | -11,45 | 1,00 |
| L_idade | 3,24 | 3,18 | 0,32 | 2,84 | 4,63 |

Tabela 5: Estatísticas descritivas amostra total

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

| Variável | Média | Mediana | Desvio- Padrão | Mínimo | Máximo |
|----------------|-------|---------|-------------------|---------|---------|
| LG | 5,90 | 1,59 | 27,14 | -30,59 | 910,53 |
| TAT | 0,73 | 0,35 | 1,06 | 0,00 | 18,34 |
| FM | 0,19 | 0,17 | 0,43 | -9,79 | 1,20 |
| End | 5,66 | 1,44 | 68,11 | -777,91 | 3131,92 |
| EstEnd | 0,52 | 0,49 | 0,37 | -11,45 | 1,00 |
| l_idade | 1,41 | 1,38 | 0,14 | 1,23 | 2,01 |

Tabela 6: Estatísticas descritivas empresas “saudáveis”

| Variável | Média | Mediana | Desvio- Padrão | Mínimo | Máximo |
|----------------|-------|---------|-------------------|--------|--------|
| LG | 0,94 | 0,00 | 6,53 | 0,00 | 142,33 |
| TAT | 0,27 | 0,00 | 1,11 | 0,00 | 20,88 |
| FM | 0,04 | 0,00 | 0,44 | -3,94 | 1,00 |
| End | 4,39 | 0,00 | 40,47 | -75,99 | 901,82 |
| EstEnd | 0,20 | 0,00 | 0,35 | 0,00 | 1,00 |
| l_idade | 0,43 | 0,00 | 0,66 | 0,00 | 1,66 |

Tabela 7: Estatísticas descritivas empresas insolventes

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Analisando estas estatísticas denotam-se diferenças nas medidas centrais e na dispersão das variáveis entre os conjuntos de dados das empresas saudáveis e falidas. Por exemplo, a média e a mediana para várias variáveis, como LG, TAT e End, são consistentemente mais elevadas para empresas saudáveis do que para as falidas. Além disso, o conjunto de dados das empresas falidas apresenta uma maior variabilidade, indicada por desvios-padrão mais altos em várias variáveis, como LG, TAT e End, indicando uma instabilidade ou imprevisibilidade nos negócios dessas empresas.

3.2 Matriz de Correlações

A tabela 8 apresenta a matriz de correlações existentes entre as variáveis escolhidas para o modelo, sendo que é importante que estas não sejam muito correlacionadas, visto que poderá enviesar os resultados.

| Variáveis | LG | TAT | FM | End | EstEnd | L_idade |
|-----------|---------|---------|---------|---------|--------|---------|
| LG | 1 | | | | | |
| TAT | -0,0671 | 1 | | | | |
| FM | 0,1844 | 0,0123 | 1 | | | |
| End | -0,0104 | -0,0042 | 0,0023 | 1 | | |
| EstEnd | -0,1623 | 0,2041 | -0,1859 | 0,0013 | 1 | |
| L_idade | 0,0117 | -0,1468 | 0,0129 | -0,0376 | 0,0395 | 1 |

Tabela 8: Matriz de Correlações

é possível verificar que, para além de não existir nenhum par de variáveis muito correlacionado, existem sete pares cuja correlação apresenta valores negativos, pelo que se pode concluir que a sua variação é inversa à variação do seu par (os valores variam entre -0,1859 e -0,0042).

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

3.3 Coeficientes da Regressão Logística

A utilização do *software* Gretl permitiu estimar os coeficientes para as variáveis analisadas:

| Variáveis | Coeficientes | Significância |
|-------------------------------|--------------|---------------|
| Constante | 1,00937 | 0,0720 * |
| LG | -0,0787043 | 2,81e-011 *** |
| TAT | -0,887147 | 2,58e-010 *** |
| FM | -0,768164 | 3,89e-010 *** |
| End | -0,00479949 | 0,0019 *** |
| EstEnd | -4,41914 | 1,04e-070 *** |
| L_idade | -0,552854 | 0,0015 *** |
| <i>R-quadrado de McFadden</i> | 0,447521 | |
| <i>Log. da verosimilhança</i> | -940,6869 | |
| <i>Teste qui-quadrado</i> | 1523,96 | |

Tabela 9: Coeficientes da Regressão Logística

Legenda:

*** - Variável significativa para uma significância de 1%

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

* - Variável significativa para uma significância de 10%

Obteve-se, desta forma, o seguinte modelo:

$$PI = 1,00937 - 0,0787043LG - 0,887147TAT - 0,768164FM - 0,00479949End - 4,41914EstEnd - 0,552854l_idade$$

Com o presente modelo obteve-se um grau de certeza do modelo de 95,7%, i.e., o número de casos corretamente predito com este modelo foi de 9308 (num total de 9728 dados observados).

Em linha com os pressupostos de Ohlson (1980) considerou um *cutoff* de 0,5, i.e., a margem de erro para cada grupo é de 50%.

| Designação | Rácio | Variável | Sinal esperado | Sinal obtido |
|-----------------------------------|--|----------|----------------|--------------|
| Liquidez Geral | $\frac{Ativo\ Corrente}{Passivo\ Corrente}$ | LG | - | - |
| Rotação do Ativo | $\frac{Volume\ de\ Negócios}{Ativo\ Total}$ | TAT | - | - |
| Rácio Fundo de Maneio | $\frac{Fundo\ de\ Maneio}{Ativo\ Total}$ | FM | - | - |
| Rácio Debt to Equity | $\frac{Passivo\ Total}{Capital\ Próprio}$ | End | + | - |
| Estrutura de Endividamento | $\frac{Passivo\ Curto\ Prazo}{Passivo\ Total}$ | EstEnd | + | - |
| Idade | | l_idade | - | - |

Tabela 10: Variáveis explicativas selecionadas

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Conforme se observa, constata-se que uma maior liquidez e fundo de maneiio conduzem a uma menor probabilidade de insolvência das empresas do setor imobiliário, já que terão maior capacidade para pagar dívidas de curto-prazo, lidar com crises económicas, aproveitar oportunidades de investimento e expansão (Altman et. al, 2010). De acordo com o estudo de Yap et al. (2012), os rácios financeiros que medem a liquidez apresentam uma maior importância na previsão de insolvência face a outros indicadores.

Igual conclusão se retira para a rotação do ativo, já que quanto maior for, menor é a probabilidade de insolvência, já que quanto maior a rotação, maior será a receita gerada com investimento em ativos menor, conduzindo a maior a capacidade para cumprir obrigações financeiras, resistir a flutuações de mercado e atrair investidores e credores (Nguyen et. al, 2019). Tal pode aumentar a confiança dos investidores e credores na empresa, reduzindo, assim, a probabilidade de insolvência (Nguyen et. al, 2019).

Contrariamente ao expectável, o endividamento para as empresas do setor imobiliário em Portugal estão a conduzir a menor probabilidade de insolvência. Um elevado rácio de endividamento nem sempre resulta numa alta probabilidade de insolvência, visto que empresas com maior endividamento tendem a financiar investimentos, aproveitar oportunidades de crescimento e incrementar proveitos, obtendo também benefícios fiscais (Curry, 2020; Purwanti et. al, 2023). Igual conclusão se obtém para o rácio passivo/capital próprio.

A idade das empresas também nos indica que as mais antigas têm menor probabilidade de insolvência devido à sua experiência e conhecimento do mercado, estabelecimento de relações duradouras, resistência a choques económicos e capacidade aprimorada de gestão de riscos (Altman et al., 2010).

3.4 Aplicação prática

Com vista à aplicação prática do modelo obtido, procedeu-se à seleção aleatória de uma empresa da base de dados obtida.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Considerou-se os dados da empresa “ABC”, no ano de 2013, para a qual foram obtidos os seguintes dados:

- Liquidez Geral (LG): 1,946;
- Rotação do Ativo (TAT): 0,056636973;
- Rácio Fundo de Maneio (FM): 0,342553793;
- Rácio Inverso da Solvabilidade (End): -2,49654116;
- Rácio Estrutura Endividamento (EstEnd): 0,216897445;
- Idade: 33,69 anos

Foi estimado o seguinte:

$$\begin{aligned}
 PI &= 1,00937 - 0,0787043 \times 1,946 - 0,887147 \times 0,056636973 \\
 &\quad - 0,768164 \times 0,342553793 - 0,00479949 \times (-2,49654116) \\
 &\quad - 4,41914 \times 0,216897445 - 0,552854 \times \ln(33,69)
 \end{aligned}$$

Obtendo-se um:

$$PI = -2,3477$$

Aplicando-se este PI ao modelo *Logit*, vem que:

$$P(\text{Insolvência} = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-2,3477)}} = 0,087249$$

Considerando que o valor de PI obtido de -2,3477 é inferior a 0,5 (valor considerado de *cutoff*), assim como a aplicação do modelo *Logit*, cujo valor obtido de P(Insolvência) é inferior a 1, conclui-se que a empresa se encontra classificada como empresa “saudável”.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

CONCLUSÃO

A presente dissertação teve como principal objetivo investigar quais os determinantes de insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal entre 2007 e 2022. Os resultados obtidos revelaram que a liquidez, o fundo de maneiio, a rotação do ativo e a idade da empresa conduzem a uma menor probabilidade de insolvência, enquanto o rácio *debt to equity* e estrutura de endividamento, de forma contrária às expectativas, também contribuem para reduzir essa probabilidade.

De facto, os resultados obtidos para as variáveis liquidez, fundo de maneiio e rentabilidade encontram-se em linha com o demonstrado na literatura, tendo presente que empresas com maior liquidez e fundo de maneiio disponível apresentam maior capacidade de reembolso e cumprimento de obrigações financeiras. Também a maturidade da empresa permite uma situação financeira mais estável e menor dependência de resultados transitados negativos, como sucede com as *start-up*.

No que respeita às variáveis *debt to equity* e estrutura de endividamento, não obstante os resultados obtidos serem contrários à grande maioria da literatura, empresas cuja possibilidade de endividamento é maior (por exemplo, via utilização de linhas de crédito já contratadas e disponíveis) detêm maior capacidade negocial de preço, permitindo assim ganhos de oportunidade, alavancando resultados e invertendo a tendência de “maior endividamento, maior probabilidade de insolvência”.

Desta forma, este estudo contribui para uma melhor compreensão dos fatores que influenciam a falência das empresas imobiliárias em Portugal, fornecendo perspetivas e conhecimentos valiosos para académicos, investidores, gestores e reguladores.

A compreensão dos determinantes da insolvência pode ajudar os investidores a identificar riscos potenciais e oportunidades no mercado imobiliário, permitindo-lhes tomar decisões de investimento mais informadas e estratégicas. Além disso, destaca a importância da regulação e supervisão do setor imobiliário para garantir a sua estabilidade e

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

sustentabilidade. Empresas imobiliárias solventes desempenham um papel vital no desenvolvimento económico, na criação de empregos e no bem-estar social.

De facto, em Portugal este setor tem vindo gradualmente a assumir uma importância cada vez mais significativa no que respeita à sua contribuição para o PIB, não só pelas favoráveis condições macroeconómicas, mas também pelo facto de Portugal ser um país atrativo para investidores (nomeadamente, face a boas condições para o desenvolvimento do turismo), pelo que, o impacto de que uma quebra de negócio neste setor, poderá implicar perdas substanciais em outros setores, assim como perda de postos de trabalho e perdas para os credores.

Importa, pelas entidades governativas, que se assegure um setor regulado, de forma a evitar uma nova crise, como a recente crise do *subprime*.

Assim, um modelo de previsão de falência que possa ser aplicado a casos concretos, poderá auxiliar gestores e administradores, bancos e o mercado a tomar decisões de forma ainda mais criteriosa no que toca a investimentos neste setor.

A utilização do modelo *Logit* foi uma escolha que se veio confirmar como positiva para a amostra, tendo em conta o grau de previsão do modelo obtido (cerca de 95,7%).

No entanto, este estudo não está isento de limitações. Em primeiro lugar, as empresas incluídas não representam totalmente a diversidade do setor imobiliário português, o que pode comprometer a validade externa dos resultados. Além disso, a seleção de empresas específicas ou a falta de diversidade geográfica e de dimensão podem influenciar a interpretação dos resultados. Em segundo lugar, a utilização de apenas uma metodologia também pode condicionar os resultados. Face ao exposto, no futuro seria interessante alargar a amostra a outros setores e fazer uma análise comparativa, e utilizar metodologias mais recentes como DEA ou redes neuronais em testes de robustez. Por fim, e porque qualquer setor de atividade é influenciado por vários fatores e pelo ambiente macroeconómico, seria interessante perceber qual o impacto de outras variáveis no modelo, como por exemplo, as taxas de juro, taxa de inflação ou preço por m² do imobiliário.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Alcarva, P. (2011). *O guia completo sobre A Banca e as PME*. Vida Económica.

Altman, E. I. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis, and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589. <https://doi.org/10.2307/2978933>

Altman, E. I., Haldeman, R. G., & Narayanan, P. (1977). ZETATM analysis A new model to identify bankruptcy risk of corporations. *Journal of Banking & Finance*, 1(1), 29–54. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(77\)90017-6](https://doi.org/10.1016/0378-4266(77)90017-6)

Altman, E. I., Marco, G., & Varetto, F. (1994). Corporate distress diagnosis: Comparisons using linear discriminant analysis and neural networks (the Italian experience). *Journal of Banking & Finance*, 18(3), 505–529. [https://doi.org/10.1016/0378-4266\(94\)90007-8](https://doi.org/10.1016/0378-4266(94)90007-8)

Altman, E. I., Sabato, G., & Wilson, N. (2010). The value of non-financial information in SME risk management. *The Journal of Credit Risk*, 6(2), 95–127. <https://doi.org/10.21314/JCR.2010.110>

Banco de Portugal (acedido a 16 de Março de 2024). Endividamento do setor não financeiro. Obtido de: <https://bpstat.bportugal.pt/dados/dominios/18/series>

Banco de Portugal (acedido a 16 de Março de 2024). Empréstimos vencidos. Obtido de: <https://bpstat.bportugal.pt/serie/12528879>

Batamiz, A., & Hosseinzadeh Saljooghi, F. (2016). A New Method in Bankruptcy Assessment Using DEA Game Theory. *IJAORLU*, 6(3), 1–9. <http://ijorlu.liau.ac.ir/article-1-516-en.html>

Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71. <https://doi.org/10.2307/2490171>

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Boritz, J. E., Kennedy, D. B., & Albuquerque, A. de M. e. (1995). Predicting Corporate Failure Using a Neural Network Approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 4(2), 95–111. <https://doi.org/10.1002/j.1099-1174.1995.tb00083.x>

Cabido, J. (1999). *Gestão do crédito bancário* (1ª Edição). Editora Ulmeiro.

Carvalho, V. P. (2009). *Fundamentos da Gestão de Crédito*. Edições Sílabo.

Castro, V. (2013). Macroeconomic determinants of the credit risk in the banking system: The case of the GIPSI. *Economic Modelling*, 31, 672–683. <https://doi.org/10.1016/j.econmod.2013.01.027>

Cielen, A., Peeters, L., & Vanhoof, K. (2004). Bankruptcy prediction using a data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 154(2), 526–532. [https://doi.org/10.1016/S0377-2217\(03\)00186-3](https://doi.org/10.1016/S0377-2217(03)00186-3)

Coats, P. K., & Fant, L. F. (1993). Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. *Financial Management*, 22(3), 142. <https://doi.org/10.2307/3665934>

Cong Nguyen, V., Nga Nguyen, T., Tu Oanh Le, T., & Than Nguyen, T. (2019a). Determining the impact of financial performance factors on bankruptcy risk: an empirical study of listed real estate companies in Vietnam. *Investment Management and Financial Innovations*, 16(3), 307–318. [https://doi.org/10.21511/imfi.16\(3\).2019.27](https://doi.org/10.21511/imfi.16(3).2019.27)

Cook, W. D., & Seiford, L. M. (2009). Data envelopment analysis (DEA) – Thirty years on. *European Journal of Operational Research*, 192(1), 1–17. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2008.01.032>

Curry, K. (2020). The Influence of Leverage, Cash Flow, Tax, R & D, Economic Growth and Inflation on the Financial Distress in the Sub-Sector of Property and Real

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Estate Companies. *Proceedings of the International Conference on Management, Accounting, and Economy (ICMAE 2020)*. <https://doi.org/10.2991/aebmr.k.200915.091>

Edmister, R. O. (1972). An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 7(2), 1477. <https://doi.org/10.2307/2329929>

Fernandes, Carla, Cristina Peguinho, Elisabete Vieira, e Joaquim Neiva (2013). *Análise Financeira - Teoria e Prática* (2ª Edição). Edições Sílabo.

Frydman, H., Altman, E. I., & Kao, D.-L. (1985). Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. *The Journal of Finance*, 40(1), 269. <https://doi.org/10.2307/2328060>

Gaspar, C. (2014). Risco de Crédito: A importância da Gestão de Carteiras de Crédito. *Inforbanca*, 41–43.

Gomes, M. (2011). O crédito malparado e o sobreendividamento das famílias na região autónoma da madeira. Tese de Mestrado. Instituto Superior de Contabilidade e Administração de Lisboa .

Ildefonso, M. V. S., Laureano, R. M. S., & Vasarhelyi, M. A. (2023). Predictive models of insolvency: a systematic literature review. *2023 18th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*, 1–7. <https://doi.org/10.23919/CISTI58278.2023.10211516>

Instituto de Formação Bancária. (2014). *Crédito*. IFB.

Instituto Nacional de Estatística. Base de dados acedida a 15 de Março de 2024.

Madeira, P. J. (2001). Empresas em situação difícil: Recuperação ou Falência . *Jornal Do Técnico de Contas e Da Empresa*, 567–569.

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Mittal, S., & Lavina. (2018). The Determinant of Financial Distress in Indian real estate and construction industry. *Gurukul Business Review-GBR*, 14, 6–11.

Muparuri, L., & Gumbo, V. (2022). On logit and artificial neural networks in corporate distress modelling for Zimbabwe listed corporates. *Sustainability Analytics and Modeling*, 2, 100006. <https://doi.org/10.1016/j.samod.2022.100006>

Nabais, C. N. F. (2011). *Prática Financeira I - Análise Económica & Financeira* (6ª Edição). Lidel.

Naili, M., & Lahrichi, Y. (2022). The determinants of banks' credit risk: Review of the literature and future research agenda. *International Journal of Finance & Economics*, 27(1), 334–360. <https://doi.org/10.1002/ijfe.2156>

Neves, J. C. das. (2012). *Análise e Relato Financeiro - Uma Visão Integrada de Gestão* (6ª Edição). Texto Editores.

Nguyena, T. N., Nguyen, N. T., & Nguyen, V. C. (2019). A study on the impact of the factors reflect solvency to the bankruptcy risk of real estate companies: Evidence from Vietnam stock exchange. *Management Science Letters*, 1772–1782. <https://doi.org/10.5267/j.msl.2019.6.013>

Nguyen, T. T., & Kien, V. D. (2022). Leverage and Bankruptcy Risk - Evidence from Maturity Structure of Debt: An Empirical Study from Vietnam. *Journal of Asian Finance Economics and Business*, 9(1), 133–142. <https://doi.org/10.13106/jafeb.2022.vol9.no1.0133>

Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109. <https://doi.org/10.2307/2490395>

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Ooghe, H., & De Prijcker, S. (2008). Failure processes and causes of company bankruptcy: a typology. *Management Decision*, 46(2), 223–242. <https://doi.org/10.1108/00251740810854131>

Pacheco, L. M., Rosa, R., & Oliveira Tavares, F. (2019). Bankruptcy risk of SMEs: Evidence from the construction sector in Portugal. *Innovar*, 29(71), 143–157. <https://doi.org/10.15446/innovar.v29n71.76401>

Pereira, S. G. (2000). *O Contrato de Abertura de Crédito Bancário*. Principia.

Pordata (15 de Março de 2024). Valor Acrescentado Bruto em Portugal. Obtido de: [https://www.pordata.pt/portugal/valor+acrescentado+bruto+total+e+por+ramo+de+atividade+\(base+2016\)-2293](https://www.pordata.pt/portugal/valor+acrescentado+bruto+total+e+por+ramo+de+atividade+(base+2016)-2293)

Pordata (15 de Março de 2024). Taxa de Natalidade, Nascimento e Sobrevivência das empresas. Obtido de: <https://www.pordata.pt/portugal/taxa+de+natalidade++mortalidade+e+sobrevivencia+das+empresas-2883>

Purwanti, D., & Ulan Sari, R. (2023). Prediction of financial distress in property and real estate companies in Indonesia: liquidity ratio, leverage ratio, activity ratio, profitability ratio, growth ratio. *International Journal of Accounting, Management, Economics and Social Sciences (IJAMESC)*, 1(2), 110–117. <https://doi.org/10.61990/ijamesc.v1i2.10>

Ropega, J. (2011a). The Reasons and Symptoms of Failure in SME. *International Advances in Economic Research*, 17(4), 476–483. <https://doi.org/10.1007/s11294-011-9316-1>

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

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

featuring approaches. *Knowledge-Based Systems*, 57, 41–56.
<https://doi.org/10.1016/j.knosys.2013.12.006>

Taufiq Abadi, M., & Sultan Mubarak, M. (2023b). *Accuracy the Altman Method in Predicting Bankruptcy Of Property Companies* (Vol. 02). <https://ejournal.citakonsultindo.or.id/index.php/IJEBIR/article/view/62/57>

Vaz, J. (1987). *A gestão do risco e a solidez das instituições de crédito* [Mestrado]. Universidade Técnica de Lisboa.

Vernimmen, P. (2021). *Finance d'Entreprise* (P. Quiry & Y. Le Fur, Eds.; 19^a Edição). Dalloz.

Vilela, F. (2016). *Guia de Análise e Decisões de Crédito*. Vida Económica.

Wei, S., Lv, J., Guo, Y., Yang, Q., Chen, X., Zhao, Y., Li, Q., Zhuang, F., & Kou, G. (2024). Combining intra-risk and contagion risk for enterprise bankruptcy prediction using graph neural networks. *Information Sciences*, 659, 120081. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.120081>

Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision Support Systems*, 11(5), 545–557. [https://doi.org/10.1016/0167-9236\(94\)90024-8](https://doi.org/10.1016/0167-9236(94)90024-8)

Wisniewski, M. (2022). *O setor imobiliário português: uma análise evolutiva da última década e possíveis impactos causados pela pandemia COVID-19* [Mestrado]. Instituto Superior de Gestão.

Yap, B. C. F., Munuswamy, S., & Mohamed, Z. (2012). Evaluating Company Failure in Malaysia Using Financial Ratios and Logistic Regression. *Asian Journal of Finance & Accounting*, 4(1). <https://doi.org/10.5296/ajfa.v4i1.1752>

*Risco de Crédito e Determinantes de
 insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Zhang, X., Ma, Y., & Wang, M. (2024). An attention-based Logistic-CNN-BiLSTM hybrid neural network for credit risk prediction of listed real estate enterprises. *Expert Systems*, 41(2). <https://doi.org/10.1111/exsy.13299>

Zhou, Y., Qi, Z., & Jiang, S. (2024). A Survey of Research on Efficiency of Insolvency/Bankruptcy Institutions and Financial Distress (pp. 23–33). https://doi.org/10.2991/978-94-6463-246-0_4

Zizi, Y., Jamali-Alaoui, A., El Goumi, B., Oudgou, M., & El Moudden, A. (2021a). An Optimal Model of Financial Distress Prediction: A Comparative Study between Neural Networks and Logistic Regression. *Risks*, 9(11), 200. <https://doi.org/10.3390/risks9110200>

Zmijewski, M. E. (1984). Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models. *Journal of Accounting Research*, 22, 59. <https://doi.org/10.2307/2490859>

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

APÊNDICES

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

APÊNDICE 1.

Estimação do modelo *Logit* para o período entre 2007-2022:

Modelo 1: Logit, usando 9728 observações

Variável dependente: PI

Erros padrão baseados na Hessiana

| | <i>Coefficiente</i> | <i>Erro Padrão</i> | <i>z</i> | <i>valor p</i> | |
|------------------------|---------------------|-----------------------|----------|----------------|-----|
| const | 1,00937 | 0,561121 | 1,799 | 0,0720 | * |
| LiquidezGeral | -0,0787043 | 0,0118239 | -6,656 | <0,0001 | *** |
| TAT | -0,887147 | 0,140324 | -6,322 | <0,0001 | *** |
| FM | -0,768164 | 0,122738 | -6,259 | <0,0001 | *** |
| End | -0,00479949 | 0,00154249 | -3,112 | 0,0019 | *** |
| EstEnd | -4,41914 | 0,248567 | -17,78 | <0,0001 | *** |
| l_idade | -0,552854 | 0,174071 | -3,176 | 0,0015 | *** |
| Média var. dependente | 0,042249 | D.P. var. dependente | 0,201167 | | |
| R-quadrado de McFadden | 0,447521 | R-quadrado ajustado | 0,443410 | | |
| Log. da verosimilhança | -940,6869 | Critério de Akaike | 1895,374 | | |
| Critério de Schwarz | 1945,653 | Critério Hannan-Quinn | 1912,416 | | |

Número de casos 'correctamente preditos' = 9308 (95,7%)

f(beta'x) na média das variáveis independentes = 0,014

Teste de razões de verosimilhanças: Qui-quadrado(6) = 1523,96 [0,0000]

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

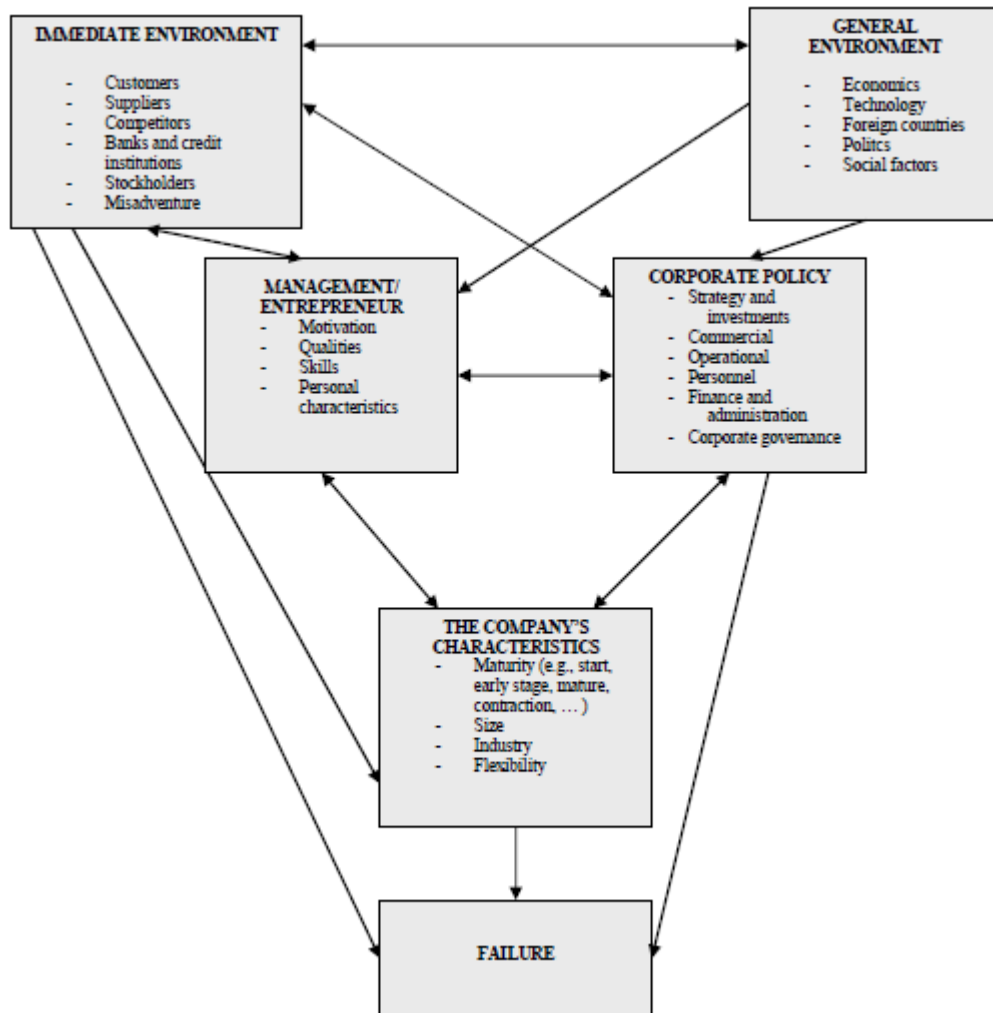
ANEXOS

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ANEXO 1

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

**Modelo conceptual de causas possíveis de falência de OOGHE e WAEYAERT
(2004)**



*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

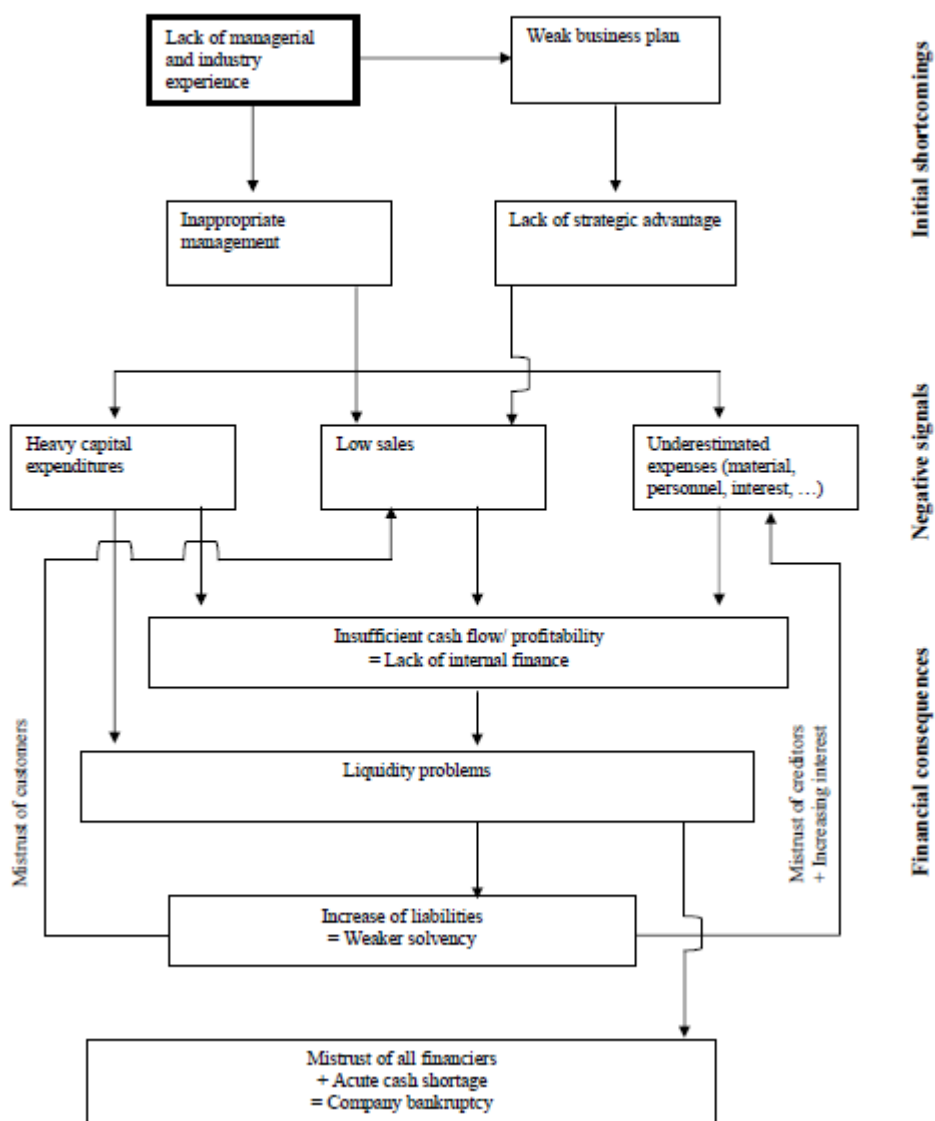
ANEXO 2

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Processo de falência de start-up malsucedida (OOGHE e WAEYAERT (2004))

FIGURE 2: THE FAILURE PROCESS OF AN UNSUCCESSFUL START-UP

COMPANY (TYPE 1)



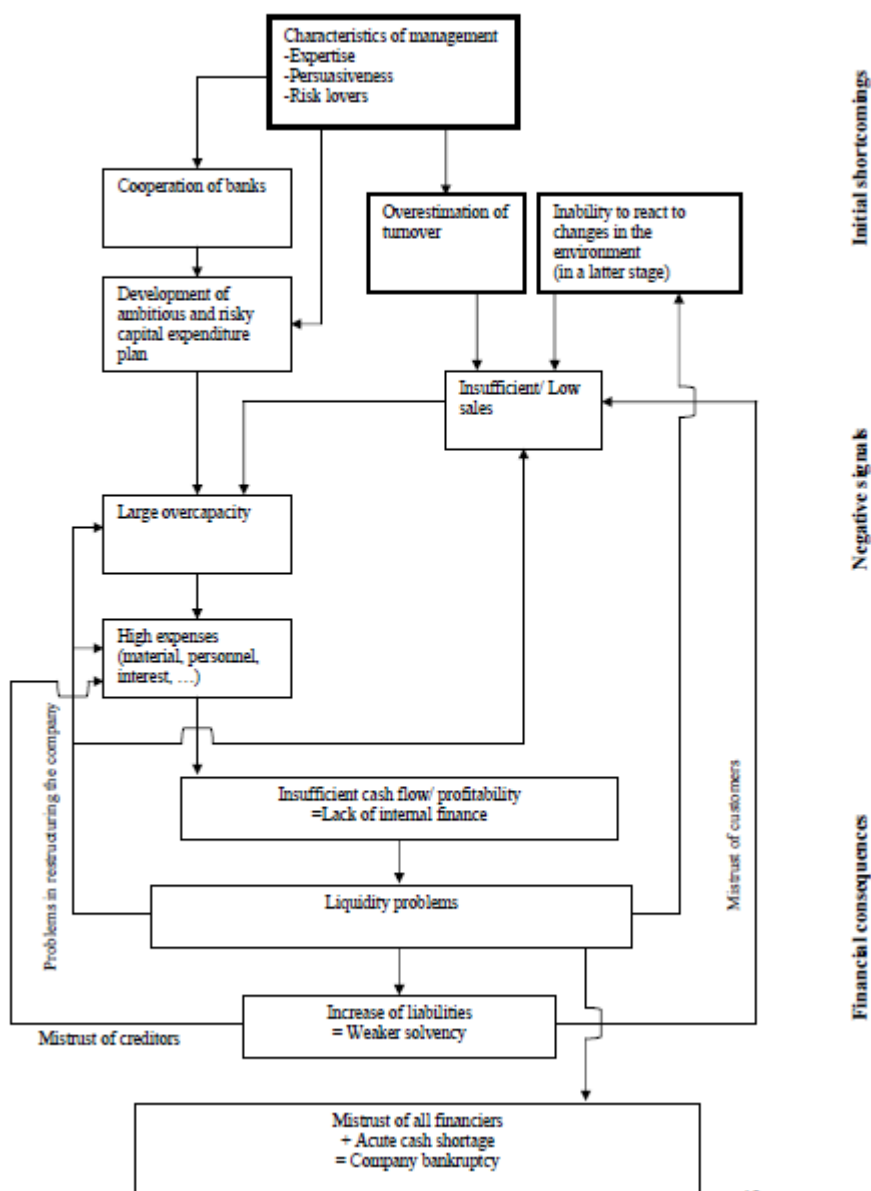
*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ANEXO 3

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

Processo de falência de crescimento de empresa ambiciosa (OOGHE e WAEYAERT (2004))

FIGURE 3: THE FAILURE PROCESS OF AN AMBITIOUS GROWTH COMPANY (TYPE 2)



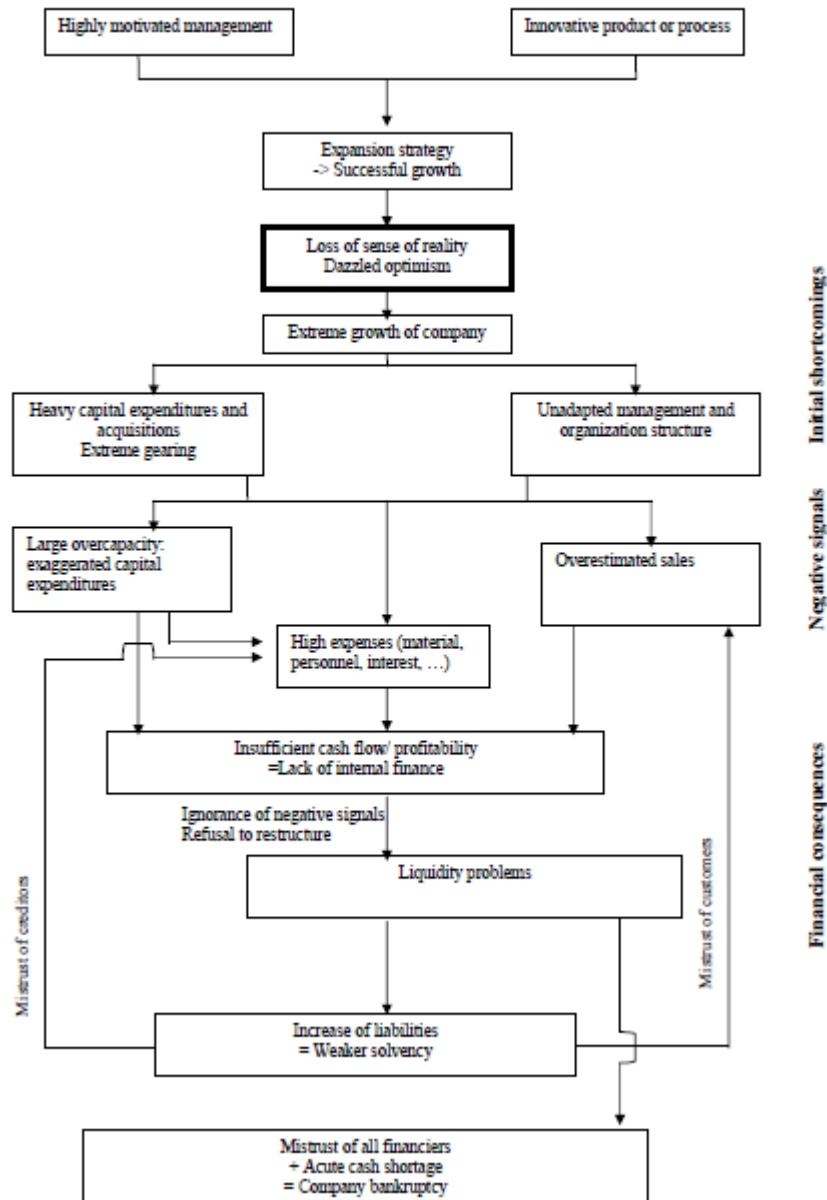
*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ANEXO 4

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

**Processo de falência de crescimento de empresa ambiciosa (OOGHE e WAEYAERT
(2004)**

FIGURE 4: THE FAILURE PROCESS OF A DAZZLED GROWTH COMPANY



*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

ANEXO 5

*Risco de Crédito e Determinantes de
insolvência no setor das atividades imobiliárias em Portugal*

**Processo de falência de crescimento de empresa ambiciosa (OOGHE e WAEYAERT
(2004)**

FIGURE 5: THE FAILURE PROCESS OF AN APATHETIC ESTABLISHED COMPANY (TYPE 4)

