



Universidade de Évora - Escola de Ciências Sociais

Mestrado em Gestão

Área de especialização | Finanças

Dissertação

Determinantes do Risco de Crédito de Empresas Não Financeiras em Portugal. O Caso do Alojamento.

Maria Teresa Mota Monteiro da Conceição

Orientador(es) | Andreia Dionísio

Évora 2020



Universidade de Évora - Escola de Ciências Sociais

Mestrado em Gestão

Área de especialização | Finanças

Dissertação

Determinantes do Risco de Crédito de Empresas Não Financeiras em Portugal. O Caso do Alojamento.

Maria Teresa Mota Monteiro da Conceição

Orientador(es) | Andreia Dionísio

Évora 2020



A dissertação foi objeto de apreciação e discussão pública pelo seguinte júri nomeado pelo Diretor da Escola de Ciências Sociais:

- Presidente | Marta da Conceição Cruz Silvério (Universidade de Évora)
- Vogal | Elisabete G.S. Félix (Universidade de Évora)
- Vogal-orientador | Andreia Dionísio (Universidade de Évora)

Resumo

Nos últimos anos, verifica-se uma crescente preocupação com o risco de crédito, sendo dado especial enfoque à performance das empresas não financeiras, muitas vezes as responsáveis pelo incumprimento perante a banca e outras instituições financeiras.

Assim sendo, é importante que se analisem os principais determinantes que influenciam o risco de crédito, de modo a melhor compreender os fenómenos que o caracterizam, e definir quais são os fatores que levam a uma maior probabilidade de incumprimento.

O objetivo de estudo desta dissertação passa por determinar os principais fatores que influenciam o risco de crédito e compreender qual a natureza do impacto desses mesmos determinantes no setor do Alojamento em Portugal, no período compreendido entre 2010 e 2016.

Através de uma análise *logit*, aos dados de painel de 915 empresas provenientes do Banco de Portugal, concluiu-se que as variáveis significativas para a probabilidade de incumprimento das empresas do setor do Alojamento são o rácio de Liquidez Geral, o rácio de Rotação do Ativo, o rácio Clientes / Total do Ativo, o rácio Fornecedores / Total do Ativo e o distrito onde as empresas se encontram.

Palavras-chave: Risco de Crédito; Incumprimento; Setor do Alojamento, Logit para dados de painel

Determinants of the Credit Risk of Non-Financial Companies in Portugal.

The case of Accommodation.

Abstract

In recent years there has been a growing concern about credit risk, with particular focus on the performance of non-financial corporations, often those responsible for defaulting on banks and other financial institutions.

Therefore, it is important to analyze the main determinants that influence credit risk, in order to better understand the phenomena that characterize it, and to define which factors lead to a higher probability of default.

The objective of this dissertation study is to determine the main factors that influence the credit risk and to understand the nature of the impact of those same determinants on the Accommodation sector in Portugal, between 2010 and 2016.

From a *logit* analysis of the panel data of 915 companies from Banco de Portugal, it was concluded that the significant variables for the probability of default of companies in the Accommodation sector are the General Liquidity ratio, the Asset Turnover ratio, the Customers / Total Assets ratio, the Suppliers / Total Assets ratio and the district where the companies are located.

Keyword: Credit risk; Default; Accommodation sector; Panel-data logit

Agradecimentos

Esta dissertação é fruto não só do meu trabalho como também do empenho e apoio de várias pessoas a quem agradeço do fundo do coração.

À minha orientadora, Prof. Andreia Dionísio, pela motivação que me transmitiu e que me levou a alcançar este objetivo. Aproveito para salientar também a dedicação e disponibilidade incansável para que nada pusesse em causa os prazos estabelecidos desde o início. Foi, sem dúvida, uma pessoa com quem gostei de trabalhar e partilhar esta minha etapa.

Ao Banco de Portugal, principalmente à equipa BPLim, que sempre foi acessível desde o início. Tendo em conta que este foi o primeiro contacto que tive com esta instituição posso reforçar a simpatia e a prontidão a ajudar de modo a ultrapassar as minhas dificuldades.

Ao meu namorado, pela compreensão e apoio nestes últimos dois anos. Não só foi importante a sua ajuda ao nível matemático como também a motivação para ambos terminarmos o mestrado juntos.

E à minha família, a quem agradeço “só” mais uma etapa da minha vida. Pelo tempo que é tão precioso e que deve ser bem gerido. Pelos conselhos, pela paciência que têm e por estarem sempre presentes a acompanhar tudo aquilo a que me proponho.

ÍNDICE

	Pág.
Índice de Figuras	8
Índice de Tabelas.....	9
Listagem de Abreviaturas ou Siglas.....	10
1. Introdução.....	11
2. Revisão de Literatura	13
2.1 Risco de Crédito	13
2.2 Determinantes do Risco de Crédito	14
3. Caracterização do Setor de Atividade.....	17
4. Metodologia	21
4.1 Hipóteses e Objetivos.....	21
4.2 Dados e Amostra	23
4.3 Variáveis	23
4.4 Modelo	27
5. Análise de Dados e Resultados.....	31
5.1 Estatísticas descritivas.....	31
5.2 Modelo <i>Panel-data Logit</i>	32
6. Conclusões.....	36

7. Bibliografia 38

ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura nº 1: Número de alojamentos turísticos.....	18
Figura nº 2: Proveitos totais dos alojamentos turísticos (Euros).....	19

ÍNDICE DE TABELAS

	Pág.
Tabela nº 1: Quadro resumo dos autores e dos rácios estudados.....	16
Tabela nº 2: Síntese das variáveis em estudo e os respetivos sinais esperados.....	26
Tabela nº 3: Quadro Síntese de Modelos utilizados nos últimos anos.....	28
Tabela nº 4: Estatística Descritiva	31
Tabela nº 5: Modelo <i>Panel-data Logit</i>	32
Tabela nº 6: Efeitos Marginais	34

LISTAGEM DE ABREVIATURAS OU SIGLAS

BP – Banco de Portugal

CAE – Código de Atividade Económica

CB – Central de Balanços

COSEC – Companhia de Seguro de Créditos

INE – Instituto Nacional de Estatística

PME – Pequenas e Médias Empresas

PORDATA – Base de Dados de Portugal Contemporâneo

1. INTRODUÇÃO

O risco de crédito é um dos componentes do risco que mais investigação tem gerado por parte dos estudiosos e académicos nos últimos anos. Após a crise de 2008, este tópico tem vindo a ganhar cada vez mais interesse, uma vez que se torna ainda mais urgente a necessidade de se analisar o risco das entidades financeiras concederem crédito a outras empresas. Assim, é relevante que sejam revistos e analisados os critérios com base nos quais se decide quais as empresas às quais se deve conceder crédito, e quais aquelas às quais a concessão de empréstimos deve ser restringida.

Este estudo pretende identificar quais os determinantes do risco de crédito a partir de uma amostra de empresas portuguesas do setor do Alojamento. A escolha deste setor assenta em três fatores, sendo eles o facto de ser um setor em crescimento a nível nacional, de ser um dos setores que pela literatura apresenta maior probabilidade de incumprimento e por ser representativo nas pequenas, médias e grandes empresas.

O objetivo principal passa por identificar quais os fatores significativos na probabilidade de incumprimento de empresas portuguesas do setor do Alojamento. Os objetivos específicos levam a que se conheça a influência de cada uma das variáveis explicativas na variável dependente. Para alcançar estes objetivos foram definidas hipóteses baseadas na literatura existente.

As variáveis explicativas a avaliar, enquanto determinantes da probabilidade de incumprimento, são (i) rácios financeiros - que traduzam a rentabilidade, liquidez, funcionamento e endividamento -, (ii) a dimensão da empresa e (iii) o distrito onde pertence. Desta forma, para responder à questão de investigação pretende-se construir um modelo *Panel-data Logit* com dados de empresas portuguesas do setor do Alojamento, no período compreendido entre 2010 e 2016. Após aplicação do modelo são interpretados os resultados e o seu enquadramento no âmbito do setor do Alojamento.

Este trabalho de investigação acrescenta à literatura uma análise aos determinantes do risco de crédito em Portugal, podendo servir como referência para outros investigadores nacionais. A particularidade de se abordar o setor do Alojamento também poderá ser valorizada

por parte de instituições financeiras pelo facto de se identificar os determinantes mais significativos relativamente à probabilidade de incumprimento.

Assim, a presente dissertação encontra-se organizada em 6 capítulos. O primeiro capítulo corresponde à Introdução, onde é abordada a razão da escolha do tema e o seu enquadramento. Este capítulo inclui também os objetivos propostos a atingir e a metodologia utilizada para chegar às conclusões. É apresentada a revisão da literatura, no capítulo 2, sobre o risco de crédito e os determinantes que o caracterizam. No capítulo 3 é descrito o setor de atividade do Alojamento e alguns dados recentes da evolução deste setor em Portugal. O capítulo 4 corresponde à metodologia utilizada para testar as hipóteses, à recolha dos dados das empresas e às variáveis incluídas no estudo. O tratamento e a análise de dados são apresentados no capítulo 5, tal como a discussão dos resultados obtidos. Por último, o capítulo 6, engloba não só as principais conclusões do estudo bem como a identificação das suas limitações e de oportunidades para investigações futuras.

2. REVISÃO DE LITERATURA

2.1 Risco de Crédito

O risco de crédito é um dos principais riscos que caracterizam a economia, e mais concretamente o setor bancário. Tendo isso em conta, não é de estranhar que o risco de crédito seja um tema bastante abordado e analisado por investigadores e académicos. Blum (1974), Ohlson (1980), Bonfim (2007) e Pacheco (2015), são apenas alguns dos diversos autores que contribuíram para a literatura do tópico em questão com os seus estudos.

Bessis (2010), define o risco de crédito como sendo o possível impacto negativo gerado por um devedor no incumprimento do pagamento da sua obrigação, ou pela deterioração da qualidade de crédito. Segundo o autor, o risco de crédito divide-se em várias componentes:

- Risco de *Default*, sendo que a insolvência de uma empresa e o atraso no pagamento de uma obrigação são exemplos concretos da ocorrência de incumprimento;
- Risco de Concentração, que assenta nas potenciais perdas pela concentração de empréstimos elevados em poucos mutuários, grupos de risco ou setores de atividade;
- Risco de Degradação da Garantia, que consiste na probabilidade de desvalorização do colateral no mercado, ou mesmo o desaparecimento do património pelo mutuário devido à quebra na qualidade creditícia.

Ao nível empresarial o risco de contraparte assume um papel bastante pertinente na avaliação dos seus resultados. Por esse motivo, e tal como refere Caeiro (2011), é um risco que deve ser controlado. Afirma também que a literatura é unânime na premissa de que a insolvência é a principal causa do incumprimento nas empresas.

Começando por mencionar alguns trabalhos mais clássicos, de importância considerável, relativamente ao cálculo do risco de crédito e às variáveis utilizadas para tal, pode referir-se que esse tipo de temática começou a ser mais abordada na década de 1960, sendo que foram os trabalhos de Beaver (1966) e Altman (1968), aqueles que resultaram no desenvolvimento dos modelos pioneiros para o cálculo do risco de crédito.

Beaver (1966), desenvolveu inicialmente uma análise discriminante univariada para prever a insolvência de uma empresa, avaliando vários indicadores financeiros separadamente e

relacionando-os com o potencial de falência de uma empresa. Com base neste estudo, Altman (1968), elaborou uma análise discriminante multivariada por considerar que a análise de Beaver (1966), não era completa face à complexidade da situação de insolvência de uma empresa. Deste modo, testou simultaneamente vários rácios, através do modelo Z-score. Esta abordagem continua nos dias de hoje a ser bastante utilizada por estudiosos.

De maneira a aperfeiçoar o cálculo do risco de crédito em situações de insolvência, os estudos têm evoluído ao longo dos anos, tal como refere Bellovary et al. (2007). Os autores distinguem-se uns dos outros devido aos objetivos principais a que se propõem. Entre eles, o número de variáveis a testar, por destacarem um determinado setor de atividade, na escolha da dimensão das empresas, ou por aplicarem diferentes modelos aos determinantes. Altman (1968), considerou 5 variáveis na sua análise enquanto que Bonfim (2007) considerou 11; Lozinskaia, Merika, Merikas & Penikas (2017), analisou um conjunto de empresas do setor do transporte; Pacheco (2015), testou um grupo de PME's hoteleiras; Beaver (1966), utiliza como metodologia uma análise discriminante enquanto que Antunes, Gonçalves & Prego (2016), utilizou um modelo *logit*; e Ashraf, Félix & Serrasqueiro (2019) comparam os modelos de previsão tradicionais das empresas antes, durante e após a crise financeira.

2.2 Determinantes do Risco de Crédito

A literatura assente no risco de crédito, leva em consideração rácios como variáveis, nomeadamente rácios de rendibilidade, produtividade, liquidez, alavanca operacional e de atividade.

De um modo geral, tem sido com base nalguns desses rácios que outros trabalhos de investigação na área se têm desenvolvido. O trabalho de Keasy e McGuinness (1990), é um exemplo de um estudo que teve como variáveis rácios, que já tinham sido originalmente utilizados por Altman (1968). O objetivo de Keasy e McGuinness (1990), passou por determinar as variáveis relevantes no incumprimento por parte de uma empresa. Reunindo rácios de um conjunto de empresas do Reino Unido, testaram os dados recorrendo a um modelo *logit*. Os autores concluíram que os rácios que se revelaram mais significativos nos 5 anos antes da insolvência de uma empresa foram os de rendibilidade e alavanca operacional, e que a previsão

da probabilidade de insolvência aumentava quanto mais perto estivessem do ano em que efetivamente se deu a insolvência na empresa.

Para além dos rácios financeiros e económicos, Bonfim (2007), incluiu também à sua análise indicadores da situação macroeconómica de um país, como o PIB e a taxa de juro, tendo concluído que também estes indicadores são significativos para o estudo da probabilidade de incumprimento das empresas. Ao nível da dimensão, Bonfim (2007), concluiu que as grandes e médias empresas apresentam maior probabilidade de incumprimento comparativamente às pequenas empresas. No entanto, estes resultados não são unânimes entre autores dado que, por exemplo, Jiménez e Saurina (2004), obtiveram resultados contraditórios. A metodologia utilizada foi um modelo econométrico *logit* e um modelo de duração de maneira a estimar em que momento uma empresa tem maior probabilidade de entrar em incumprimento.

Mais recentemente, têm sido incluídos outros rácios nas análises efetuadas pelos investigadores que estudam o risco de crédito. Tykvová e Borell (2012), abrangeram nas variáveis por si utilizadas rácios relativos aos fluxos de caixa, para além de terem também recorrido à utilização dos rácios que foram incluídos nos trabalhos de investigação anteriores. Também Yap, Munuswamy e Mohamed (2012) e Korol (2013), utilizaram rácios que não tinham ainda sido incluídos em trabalhos de investigação sobre o risco de crédito com alguma relevância, sendo eles o rácio de solvabilidade e o rácio de endividamento, respetivamente.

De um modo global, pode dizer-se que o recurso a rácios e indicadores económicos e financeiros tem sido uma unanimidade entre os investigadores que exploram a temática do risco de crédito, o que parece justificável (Tabela 1).

Tabela 1 – Quadro resumo dos autores e dos rácios estudados.

Rácios	Ano	Autor(es)
Rendibilidade	1966	Beaver
	1990	Keasy e McGuinness
	2007	Bonfim
Liquidez	1966	Beaver
	1982	Taffler
	2007	Bonfim
Funcionamento	1966	Beaver
	1980	Ohlson
	1999	Lennox
Endividamento	1968	Altman
	1974	Blum
	2012	Yap, Munuswamy e Mohamed

Fonte: Elaboração própria

Para atingir os objetivos deste estudo, pretende-se definir um conjunto de variáveis, com base na literatura existente, que englobe rácios de diferentes naturezas (rendibilidade, liquidez, funcionamento e endividamento). O comportamento e significância das variáveis estudadas também serão levados em consideração nas secções seguintes.

3. CARATERIZAÇÃO DO SETOR DE ATIVIDADE

Dado que o setor do turismo é a principal atividade económica exportadora de Portugal, este estudo pretende analisar os determinantes do incumprimento das empresas não financeiras nacionais deste mesmo setor.

De acordo com dados de 2018 do Turismo de Portugal, o desenvolvimento do turismo tem vindo a registar aumentos em todos os indicadores. Tem registado um crescimento mais acelerado no mercado interno (mais 5% dos hóspedes nacionais) relativamente ao mercado externo, um aumento das receitas turísticas (mais 9,6%) e proveitos globais (mais 7,3%) e 328,5 mil empregos (com um peso de 6,7 % na economia nacional).

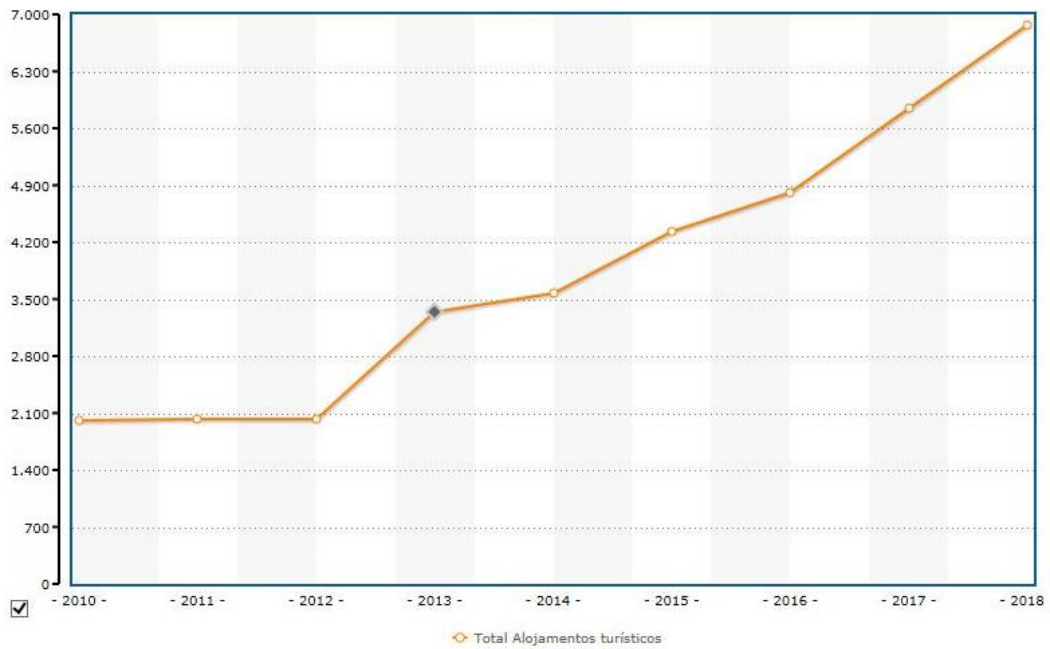
Estão quantificados os objetivos até ao ano de 2027 assentes em 5 eixos estratégicos. São eles (i) Valorização do Território; (ii) Impulsionar o Território; (iii) Potenciar o Conhecimento; (iv) Gerar Redes e Conetividade; e (v) Projetar Portugal. Ao delinear um projeto a longo prazo, a Estratégia Turismo 2017 aponta alguns desafios para os próximos anos, como o combate à sazonalidade e a desconcentração da procura.

Este setor pode ser desagregado em Transportes e Logística; Alojamento, Restauração e Similares; e Atividades Recreativas e Culturais. No entanto, dada a diversidade das respetivas empresas que apresentam características diferentes, este estudo irá focar-se nas empresas correspondentes ao Alojamento.

A classificação da atividade é regulada pela Revisão 3 (CAE-Rev.3), aprovada pelo Decreto-Lei nº 381/2007, de 14 de novembro, que substituiu a CAE-Rev.2.1. O código correspondente ao Alojamento é 551 e inclui todos os estabelecimentos hoteleiros como Hotéis, Pensões, Pousadas, Estalagens, Motéis e Aldeamentos Turísticos. O facto de este setor abranger empresas de diferentes dimensões, leva a que se considere como uma oportunidade neste estudo testar o seu comportamento relativamente à probabilidade de incumprimento.

Através da base de dados da PORDATA, conclui-se que o número de Alojamentos turísticos tem tido uma tendência crescente entre os anos 2010 e 2018 (Figura 1). O período de 2010 até 2012 mantém-se estável, o que pode estar relacionado com a crise económica vivida nesse período. O ano de 2018 regista o maior valor dos últimos 8 anos, de 6.868 alojamentos turísticos.

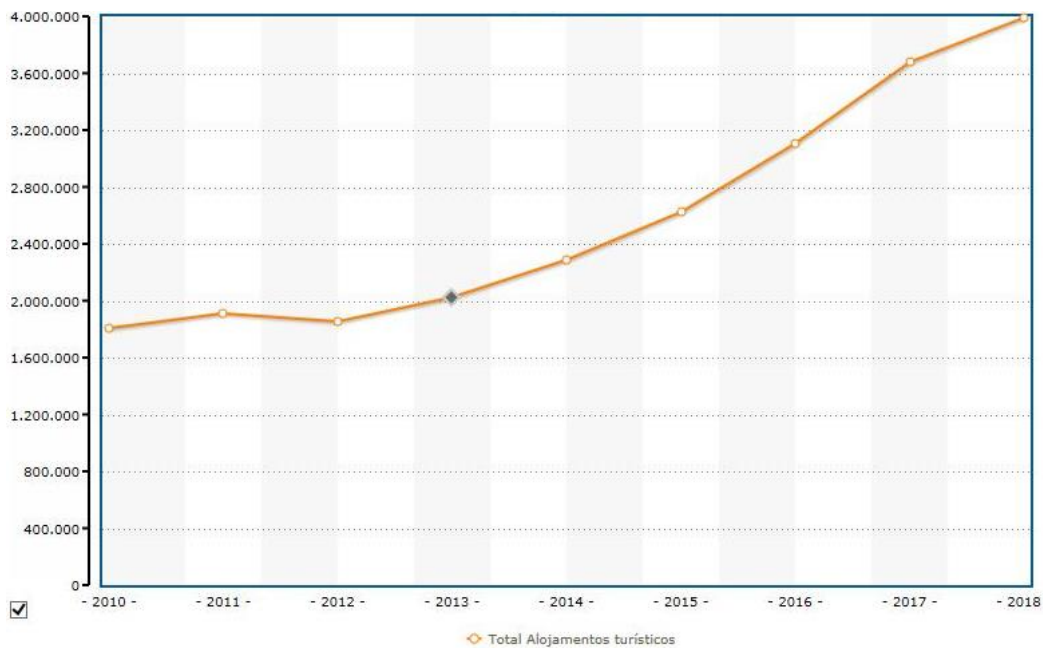
Figura 1 – Número de alojamentos turísticos



Fonte: INE, PORDATA

Também os proveitos totais do Alojamento, nos últimos 8 anos, têm acompanhado o número crescente de alojamentos turísticos. Regista-se uma tendência positiva, o que vem corroborar o facto de ser um setor em crescimento e de forte dinâmica em Portugal. Os dados da Figura 2, revelam que 2018 foi o ano em que houve maior proveito dos alojamentos turísticos desde 2010, tendo registado um valor de 3.986.553 de euros.

Figura 2 – Proveitos totais dos alojamentos turísticos (Euros)



Fonte: INE, PORDATA

Por este ser um setor em expansão e dada a forte aposta nacional no turismo também muitos autores analisaram o seu comportamento ao nível do incumprimento.

O setor de atividade é um fator que se tem revelado significativo quanto ao incumprimento e existem setores que apresentam maior taxa de incumprimento que outros. Bonfim (2007), sugere que a estimação de regressões discriminadas por setor de atividade confirma que existem diferenças significativas nos fatores determinantes de probabilidade de incumprimento. O estudo isolado de apenas um setor de atividade também é uma vantagem dado que a utilização de rácios como variáveis pressupõe a comparação.

Ao analisar empresas de diferentes setores, Bonfim (2007), afirma que o setor do Alojamento é um dos sectores que apresenta uma maior taxa de incumprimento, tal como o sector das pescas e das indústrias extrativas. Também Neves (2014), conclui que um dos setores com maior número de insolvências é o setor do Alojamento.

Pacheco (2015), ao analisar os determinantes da probabilidade de incumprimento no setor hoteleiro concluiu que apenas as variáveis relacionadas com o endividamento e a alavancagem se mostraram significativas.

Assim, a escolha do setor do Alojamento para a amostra deste estudo recai não só pelo facto de ser um setor com bastante dinâmica nacional, mas também por ser um dos setores que apresenta maior probabilidade de incumprimento comparativamente com outros setores. A grande dispersão relativamente à dimensão deste setor, é também uma oportunidade para enriquecer a análise e ser utilizada como variável explicativa.

4. METODOLOGIA

4.1 Hipóteses e Objetivos

O problema de estudo diz respeito à possível fragilidade na forma como são atribuídos os créditos em instituições financeiras, aliada à necessidade de análise do risco de crédito das empresas portuguesas do setor de atividade do Alojamento.

Desta forma, a questão de investigação a que se pretende dar resposta é: *quais os principais fatores do risco de crédito nas empresas não financeiras, do setor do Alojamento em Portugal?*

Tal como é importante definir o problema e a questão de investigação, é também fundamental, definir os objetivos que se pretendem atingir no estudo.

O objetivo principal é identificar quais os fatores significativos na probabilidade de incumprimento de empresas portuguesas, do setor do Alojamento. Relativamente aos objetivos específicos, estes consistem em:

- Determinar qual a influência desses fatores na probabilidade de incumprimento, ou seja, se afetam positiva ou negativamente a variável dependente;
- Determinar a influência da dimensão da empresa relativamente à probabilidade de incumprimento;
- Determinar a influência do distrito onde as empresas se encontram na probabilidade de incumprimento.

O primeiro objetivo específico está definido de forma a identificar quais das variáveis se mostram significativas para o estudo da variável dependente. O segundo, está relacionado com o anterior, onde se pretende compreender o comportamento de cada variável relativamente à probabilidade de incumprimento. No terceiro objetivo pretende-se determinar qual a importância que a dimensão e o distrito têm para com a probabilidade de incumprimento das empresas do setor do Alojamento.

Para alcançar os objetivos descritos anteriormente foram definidas as seguintes hipóteses:

- Hipótese 1: O rácio de Liquidez apresenta relação negativa com a probabilidade de incumprimento;
- Hipótese 2: O rácio de Rendibilidade apresenta relação negativa com a probabilidade de incumprimento;
- Hipótese 3: O rácio de Autonomia Financeira apresenta relação negativa com a probabilidade de incumprimento.

Tal como descrito em Bonfim (2007), após a comparação entre empresas com e sem registo de incumprimento, através de testes de comparação das médias, os valores médios dos indicadores de autonomia financeira, de rendibilidade e de liquidez são menores nas empresas que não conseguem cumprir as suas responsabilidades financeiras.

- Hipótese 4: Empresas de dimensão micro, pequena e média, apresentam probabilidades de incumprimento superiores às das empresas de maior dimensão.

A dimensão da empresa é um fator que tem gerado alguma controvérsia ao longo dos anos. Embora Jiménez & Saurina (2004), tenham concluído que as empresas de menor dimensão apresentam probabilidades de incumprimento superiores, Bonfim (2007), chegou a resultados contrários. A hipótese definida neste estudo assenta também no pressuposto de que as grandes empresas poderão ter acesso ao crédito mais facilmente.

- Hipótese 5: Empresas do distrito de Lisboa e Porto apresentam maior probabilidade de incumprimento.

Dado que existe uma maior concentração de empresas nos distritos de Lisboa e Porto, pretende-se analisar a hipótese de que estes distritos têm maior probabilidade de incumprimento em comparação com os restantes. Segundo dados da Companhia de Seguro de Créditos (COSEC), estes foram os distritos que registaram maior número de nascimentos de empresas e de insolvências no ano de 2017.

4.2 Dados e Amostra

Para testar a probabilidade de incumprimento nas empresas do setor do Alojamento pretende-se analisar um conjunto de dados de 915 empresas, no horizonte temporal de 2010 a 2016. Este período, contempla o início e o pós-crise económica que se fez sentir em Portugal, o que enfatiza a possibilidade de se chegar aos determinantes mais significativos no setor do Alojamento. No total, a amostra reúne 6.405 observações, sendo a sua periodicidade anual.

Os dados utilizados nesta análise provêm da Central de Balanços (CB), uma base de dados gerida pelo Banco de Portugal (BP), que disponibiliza dados anónimos de empresas portuguesas.

A CB disponibiliza informação útil para a gestão e enquadramento no respetivo sector de atividade. Contém dados anuais e trimestrais, de natureza económica e financeira, detalhados, de um grande número de empresas não financeiras. Este tipo de dados é vantajoso para o estudo da economia portuguesa e para a análise estatística e de estabilidade financeira das empresas.

4.3 Variáveis

Levando em consideração a literatura existente, reuniu-se um conjunto de variáveis com base em rácios económicos e financeiros, que se relacionam com o risco de crédito. Brealey, Myers & Allen (1997), justificam a utilização de rácios como variáveis, neste âmbito, dado que os valores dos rácios das empresas em boa situação financeira são diferentes dos valores dos rácios de empresas em insolvência. No entanto, Geraldes (2013), refere que a utilização de rácios pressupõe que “a informação disponível reflete na íntegra e de forma transparente, credível e fidedigna a empresa em análise”.

Tal como Neves (1996) sugere, a utilização de rácios pode ter algumas limitações por ser uma análise baseada em dados do passado e por existirem práticas contabilísticas bastante distintas nas empresas, o que pode gerar discrepâncias. No entanto, a utilização deste instrumento também tem vantagens dado que é possível analisar fenómenos de diferentes naturezas (liquidez, rentabilidade e solvabilidade) de uma empresa de forma sucinta e objetiva.

Também o facto de se poder comparar facilmente a situação económica e financeira de uma empresa num determinado período temporal constitui um benefício na utilização de rácios.

Para este estudo foram seleccionadas 10 variáveis de entre as mais de 30 variáveis disponíveis, da base de dados à qual já se fez referência.

A variável dependente é uma variável binária que traduz a probabilidade de incumprimento de uma empresa. Tal como refere Hair et al. (1998) se a probabilidade prevista for superior a 0,5, então a previsão será sim, caso contrário será não.

Para a escolha desta variável levou-se em consideração a definição legal de empresa insolvente seguida por muitos autores, tal como refere Geraldés (2013), que confirma que as variáveis de liquidez e solvência são determinantes diretos ou indiretos. Beaver (1966); Altman (1968); Deakin (1972); Ohlson J. A. (1980) e Neves & Silva (1996).

Beaver (1966), no seu estudo, considerou como incumprimento a falta de capacidade para pagar os compromissos financeiros na data de maturidade, o que se coaduna com o significado do rácio de solvabilidade na medida em que este demonstra a capacidade para a empresa fazer face aos seus compromissos de médio e longo prazo.

Desta forma, considerou-se o rácio de solvabilidade como variável dependente que traduz a probabilidade de incumprimento das empresas do setor do Alojamento. Esta variável assume o valor 1 sempre que o valor do rácio de solvabilidade das empresas for menor que 0,5 e o valor 0 sempre que o valor do rácio de solvabilidade das empresas for igual ou superior a 0,5. Um valor muito baixo neste rácio pode indicar uma viabilidade débil da empresa no futuro.

Este indicador relaciona os capitais próprios com os capitais alheios de uma empresa:

$$\frac{\textit{Capital Próprio}}{\textit{Passivo}} \quad (1)$$

Neste estudo considera-se, tal como na literatura, que os rácios das empresas em situação crítica são mais baixos comparativamente com as empresas de boa saúde económica e financeira. Autores como Beaver (1966) e Bonfim (2007) concluíram que os rácios das empresas

sobreviventes permanecem equilibrados, enquanto os das empresas falidas agravam-se ao longo dos anos.

As variáveis independentes que se escolheram caracterizam a liquidez, a rentabilidade, a solvabilidade, a autonomia financeira e o âmbito operacional das empresas. Como já foi referido, Beaver (1966), Altman (1968), Bonfim (2007) e Prego (2016) são alguns dos autores que consideraram variáveis semelhantes a estas nos seus estudos. São elas:

- VF16320 Autonomia Financeira %

$$\frac{\textit{Capital Próprio}}{\textit{Ativo}} \quad (2)$$

- VF16318 Liquidez Geral %

$$\frac{\textit{Ativo Corrente}}{\textit{Passivo Corrente}} \quad (3)$$

- VF16323 Taxa Endividamento

$$\frac{\textit{Passivo}}{\textit{Ativo}} \quad (4)$$

- VF16357 EBITDA em % do Volume de Negócios

$$\frac{\textit{EBITDA}}{\textit{Volume de Negócios}} \quad (5)$$

- VF16367 Rotação do Ativo (nº vezes)

$$\frac{\textit{Vendas e Serviços Prestados}}{\textit{Ativo}} \quad (6)$$

- VF17754 Fornecedores / Total do Ativo %

$$\frac{\textit{Fornecedores}}{\textit{Ativo}} \quad (7)$$

- VF17758 Clientes / Total do Ativo %

$$\frac{\text{Clientes}}{\text{Ativo}} \quad (8)$$

A seleção destas variáveis tem por base não só os rácios utilizados na literatura existente como também rácios que possam caracterizar o setor do Alojamento. Para além destas, foram incluídas outras duas variáveis para testar as hipóteses definidas anteriormente: *dummyslisboaporto* e *dummydimensao*. São ambas variáveis binárias, sendo que a primeira assume o valor 1 caso as empresas sejam provenientes dos distritos de Lisboa e Porto, e 0 caso contrário, e a segunda assume o valor 1 caso as empresas sejam micro, pequenas ou médias, e valor 0 caso sejam de grande dimensão.

Para cada uma das variáveis independentes consideradas, recorreu-se à estimação de estatísticas descritivas, que permitissem elaborar uma primeira análise à amostra e variáveis consideradas.

Após a seleção das variáveis em estudo, considera-se importante descrever quais os comportamentos esperados das variáveis explicativas relativamente à variável dependente. A Tabela 2 resume os sinais da relação descrita anteriormente.

Tabela 2- Síntese das variáveis em estudo e os respetivos sinais esperados.

Variável	Descrição	Sinal esperado
VF16320	Autonomia Financeira %	-
VF16318	Liquidez Geral %	-
VF16323	Taxa Endividamento	+
VF16357	EBITDA em % do Volume de Negócios	-
VF16367	Rotação do Ativo (nº vezes)	-
VF17754	Fornecedores / Total do Ativo %	+
VF17758	Clientes / Total do Ativo %	-
<i>dummyslisboaporto</i>	<i>Dummy</i> Distrito	+
<i>dummydimensao</i>	<i>Dummy</i> Dimensão	+

Fonte: Elaboração própria

Os sinais esperados têm por base os sinais obtidos na literatura existente. A Autonomia Financeira, a Liquidez Geral, o EBITDA em % do Volume de Negócios, a Rotatividade do Ativo e o rácio de Clientes em % do total do Ativo são rácios em que se prevê uma relação negativa relativamente à probabilidade de incumprimento. Ou seja, quanto maior for a probabilidade de incumprimento menor será o valor destes rácios.

Relativamente à Taxa de Endividamento e aos Fornecedores em % do Total do Ativo, dado que são rúbricas relacionadas com o passivo, espera-se que apresentem relação positiva com a probabilidade de incumprimento.

Quanto às últimas duas variáveis, de criação própria, prevêem-se sinais idênticos. Para a dummydistrito espera-se relação positiva pois traduz que existe maior probabilidade de incumprimento nos distritos de Lisboa e do Porto e para a dummydimensão prevê-se que as micro, pequenas e médias empresas tenham maior probabilidade de incumprimento.

4.4 Modelo

Para determinar quais as variáveis significativas no incumprimento das empresas, muitos têm sido os modelos utilizados ao longo dos anos. Esta temática ganhou maior importância após o Acordo de Basileia II que veio melhorar a eficiência dos sistemas de gestão de risco dos operadores financeiros.

Para além dos modelos quantitativos também são utilizados modelos qualitativos, levando em conta variáveis maioritariamente não financeiras. Storey (1994) e Bosma et al. (2000), são alguns dos autores que identificaram fatores não financeiros significativos na predição da sobrevivência das empresas. No entanto, para o presente estudo pretende-se abordar e aprofundar apenas os modelos quantitativos, dadas as variáveis escolhidas.

À semelhança de Geraldés (2013), a Tabela 3, apresenta um quadro síntese com alguns modelos quantitativos utilizados no âmbito do incumprimento das empresas e os seus respetivos autores.

Tabela 3 – Quadro Síntese de Modelos utilizados nos últimos anos

Método Utilizado	Ano	Autor
Análise Discriminante Univariada	1966	Beaver
Análise Discriminante Múltipla	1968	Altman
	1974	Blum
	1983	Taffler
Regressão Logística	1980	Ohlson
	1990	Keasy e McGuinness
	1999	Lennox
	2007	Bonfim
	2016	Prego

Fonte: Elaboração própria

No estudo que sustenta esta dissertação de mestrado, no sentido de conhecer quais as variáveis independentes com maior influência na probabilidade de incumprimento, optou-se por recorrer a um modelo de regressão logística com dados de painel, um *panel-data logit* de efeitos aleatórios.

Embora neste caso se tenha optado por utilizar rácios económicos e financeiros como variáveis explicativas, este modelo também permite o uso de variáveis independentes categóricas como variáveis de informação não financeira ou qualitativas. Os modelos *logit* e *probit* são mais eficazes a identificar empresas falidas e requerem menos pressupostos do que a Análise Discriminante, tal como sugere Lennox (1999), Caeiro (2011) e Geraldés (2013).

Um episódio de incumprimento da empresa i no período t pode ser modelizado como uma variável aleatória Y_{it} , tal que:

$$Y_{it} = \begin{cases} 0 & \text{se a empresa } i \text{ regista um valor igual ou superior a } 0,5 \text{ no rácio de solvabilidade} \\ 1 & \text{se a empresa } i \text{ regista um valor inferior a } 0,5 \text{ no rácio de solvabilidade} \end{cases}$$

Tal como cita Bonfim (2007), a probabilidade de incumprimento será definida por:

$$\lambda_{it} = \Pr(Y_{it} = 1) = \Pr(R_{it} \leq c_{it})$$

Em que R_{it} representa os resultados financeiros gerados por uma empresa i no ano t . Assim, define-se que uma empresa deverá entrar em incumprimento se os seus resultados financeiros estiverem abaixo de um determinado limite c_{it} .

Na definição e estimação do modelo *panel-data logit*, pretendeu-se englobar todas as variáveis que anteriormente foram mencionadas e descritas como variáveis independentes. Assim, o modelo estimado foi o seguinte:

$$\lambda_{it} = Pr (Y_{it} = 1) = Pr (R_C \leq c_{it}) =$$

$$Pr (\alpha + \beta_1 \text{Autonomia Financeira}_{it} + \beta_2 \text{Liquidez Geral}_{it} +$$

$$\beta_3 \text{Taxa de Endividamento}_{it} + \beta_4 \text{EBITDA em \% do Volume de Negócios}_{it} +$$

$$\beta_5 \text{Rotação do Ativo}_{it} + \beta_6 \text{Fornecedores / Total do Ativo \%}_{it} + \beta_7 \text{Clientes /}$$

$$\text{Total do Ativo \%}_{it} + \beta_8 \text{dummylisboaporto}_{it} + \beta_9 \text{dummydimensao}_{it} + \mu_{it} \leq c_{it})$$

(9)

De referir que os rácios de Autonomia Financeira e Taxa de Endividamento se revelaram altamente colineares com a variável dependente, pelo que se optou por retirar os mesmos do modelo a estimar, de modo a melhor poder obter e interpretar os resultados resultantes do modelo.

Tendo-se obtido a estimação pretendida, há que avaliar a significância individual das variáveis independentes e a sua influência perante a variável dependente. O teste de significância individual testa as seguintes hipóteses:

$$\begin{cases} H_0: \beta_j = 0 & \text{Variável } X_j \text{ não é significativa} \\ H_1: \beta_j \neq 0 & \text{Variável } X_j \text{ é significativa} \end{cases}$$

Para além da avaliação da significância individual de cada variável explicativa levada em conta no modelo, segue-se a aplicação do teste de Wald à significância global do modelo, para testá-lo como um todo e testar a forma como as variáveis independentes explicam a variável dependente, e conseqüentemente, a probabilidade de incumprimento por parte das empresas portuguesas do setor do alojamento.

As hipóteses testadas no Teste de Wald são as seguintes:

$$\begin{cases} H_0: \beta_1 = \beta_j = 0 & \text{Não há significância global} \\ H_1: \text{pelo menos um } \beta_j \text{ diferente de } 0 & \text{O modelo é globalmente significativo} \end{cases}$$

Com o intuito de melhor interpretar a influência das variáveis explicativas na variável independente e o peso dessa mesma influência, recorreu-se ainda à obtenção dos efeitos marginais de cada variável independente, para que mais diretamente se pudesse quantificar de que modo alterações nas variáveis independentes podem provocar alterações na variável dependente.

5. ANÁLISE DE DADOS E RESULTADOS

5.1 Estatísticas descritivas

Começando por analisar os resultados obtidos na estimação das estatísticas descritivas das variáveis consideradas no estudo, as mesmas encontram-se expressas na tabela abaixo:

Tabela 4 – Estatística Descritiva

Estatísticas Descritivas					
Variável	N	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
Solvabilidade %	6 405	3,079588	6,6514	0,1011	86,7484
Liquidez Geral %	6 405	3,856597	8,1759	-0,5748	97,7752
Autonomia Financeira %	6 405	0,5006322	0,2667	0,0100	0,9886
Taxa Endividamento	6 405	3,853761	6,0784	1,0115	99,9207
EBITDA em % do Volume de Negócios	6 405	0,2055767	1,338903	-59,1082	61,3872
Rotação do Ativo (nº vezes)	6 405	0,610752	0,7248951	0,0004	7,94349
Fornecedores / Total do Ativo %	6 405	0,0393	0,0719	-0,7257	0,8022
Clientes / Total do Ativo %	6 405	0,0400	0,0875	-0,3776	0,8979

Fonte: Elaboração Própria

Como é possível observar, as variáveis que mais variam em valor absoluto ao longo das diversas observações são as variáveis dos rácios de Liquidez Geral e de Taxa de Endividamento. Estas são as variáveis cujas amplitudes entre valor máximo e mínimo são maiores, com amplitudes de 98,35 e 98,91 respetivamente. São também, em conjunto com o rácio de solvabilidade - que posteriormente originou a variável *dummy* dependente - as variáveis cujos desvios-padrão têm maior valor, o que permite afirmar que são estas as variáveis que apresentam maior volatilidade na amostra em questão.

Relativamente às médias dos rácios de Solvabilidade, Liquidez Geral e Taxa de Endividamento, são também as variáveis que apresentam as médias mais elevadas. Por outro lado, os rácios de Autonomia Financeira, Fornecedores / Total do Ativo e Clientes / Total do Ativo, são os rácios cujas médias apresentam valores mais baixos. Estes rácios são também aqueles cujas amplitudes são as mais pequenas, o que significa que não existe uma grande dispersão dos dados.

5.2 Modelo *Panel-data Logit*

Avançando para os resultados obtidos na estimação do modelo *logit*, que são os que permitem efetuar uma análise aos rácios que mais influenciam a probabilidade de incumprimento, esses resultados podem ser observados na Tabela 5:

Tabela 5 – Resultados do Modelo *Panel-data Logit*

Modelo <i>Panel-data Logit</i>	
Log Likelihood	-3739,1291
Wald Chi2	288,9400
Prob > Chi2	0,0000
rho	0,0041
Prob >= chibar2	0,0020

Modelo <i>Panel-data Logit</i>				
Variável	Coefficiente	Desvio Padrão	Valor-p	Significativo (Sim ou não)
Constante	-0,2044	0,2264	0,3670	Não
Liquidez Geral %	-0,0862	0,0083	0,0000	Sim
EBITDA em % do Volume de Negócios	-0,0120	0,0213	0,5720	Não
Rotação do Ativo (nº vezes)	-0,3176	0,0477	0,0000	Sim
Fornecedores / Total do Ativo %	4,1272	0,4447	0,0000	Sim
Clientes / Total do Ativo %	-0,9569	0,3846	0,0130	Sim
dummylisboaporto	-0,2534	0,0627	0,0000	Sim
dummydimensao	-0,2416	0,2206	0,2730	Não

Fonte: Elaboração Própria

Como já havia sido referido, apesar de ainda se ter obtido estatísticas descritivas para as variáveis Autonomia Financeira e Taxa de Endividamento, as mesmas não foram incluídas na estimação do modelo *logit*, por mostrarem indícios de multicolinearidade para com a variável dependente.

É importante começar por referir que o modelo *logit* estimado se revelou globalmente significativo quer a 10%, quer a 5% quer a 1%, uma vez que o valor-p relativo ao teste de significância global é 0,000.

Uma análise aos resultados de significância individual apresentados na Tabela 5 indica que, das variáveis levadas em consideração como possíveis variáveis explicativas, apenas o rácio de EBITDA em percentagem do Volume de Negócios e a *dummy* relativa à dimensão das empresas, não se revelaram estatisticamente significativas. Bonfim (2007), chegou a conclusão similar relativamente à dimensão e afirma que “duas empresas com características financeiras semelhantes deverão apresentar probabilidades de incumprimento idênticas, ainda que possam ter dimensões bastante díspares”.

Assim, as variáveis que se revelaram significativas foram a Liquidez Geral, Rotação do Ativo, Clientes / Total do Ativo, Fornecedores / Total do Ativo e a *dummy*lisboaporto, sendo que todas elas apresentaram um valor-p = 0,00 à exceção da variável Clientes / Total do Ativo, que se revelou significativa para níveis de alfa de 10% e 5%, mas não de 1%.

Quanto aos sinais dos coeficientes, foram ao encontro do esperado e previamente apresentado na Tabela 2 com base na revisão da literatura, com exceção da variável *dummy* relativa ao facto da empresa pertencer aos distritos de Lisboa e Porto. Nesse caso, os resultados indicam o contrário do esperado, isto é, indicam que o facto de a empresa pertencer a Lisboa ou Porto, na verdade poderá levar a uma menor probabilidade de incumprimento. O rácio de Liquidez Geral revelou um sinal negativo, o que indica que quanto maior for o valor do rácio de Liquidez Geral das empresas, menor será a sua probabilidade de incumprimento. Também os rácios de Rotação de Ativo e de Clientes / Total do Ativo, apresentaram sinais negativos, pelo que quanto maior forem os valores destes rácios, menor será a probabilidade de incumprimento por parte das empresas, o que vai ao encontro das hipóteses e expectativas traçadas. No que toca ao rácio de Fornecedores / Total do Ativo, o sinal obtido também está de acordo com o esperado, sendo ele positivo. Ora, isto indica que quanto maior for o valor desse rácio, maior será a probabilidade de incumprimento, o que faz sentido tendo em conta que o rácio tem como numerador a rubrica de Fornecedores, que representa precisamente uma obrigação ou ‘dívida’ à qual a empresa deve fazer face, o que poderá aumentar a probabilidade de incumprimento perante outras obrigações, nomeadamente os créditos que lhes são concedidos.

Tabela 6 – Efeitos Marginais

Efeitos Marginais				
Variável	dydx	Desvio Padrão	Estatística Z	Valor-p
Liquidez Geral %	-0,1726	0,0016	-10,4900	0,0000
Rotação do Ativo (nº vezes)	-0,0636	0,0095	-6,7000	0,0000
Fornecedores / Total do Ativo %	0,8263	0,0876	9,4300	0,0000
Clientes / Total do Ativo %	-0,1916	0,0692	-2,4900	0,0130
dummyslisboaporto	-0,5072	0,0125	-4,0500	0,0000

Fonte: Elaboração Própria

Os efeitos marginais calculados a partir do modelo *logit*, e que constam na tabela 6, permitem interpretar a variação em pontos percentuais da probabilidade de incumprimento das empresas do setor do Alojamento, provocada pelo aumento de um ponto percentual em cada uma das variáveis explicativas.

Sempre que a variável que traduz o rácio de Liquidez Geral aumenta uma unidade, a variável dependente diminui 17,26 pontos percentuais. Como já foi referido anteriormente, os resultados deste rácio apresentam o comportamento esperado, visto que empresas com rácios de liquidez geral maiores apresentam menor probabilidade de incumprimento. Noutra perspetiva, a interpretação que se pode fazer é que uma empresa que apresente dificuldades ao nível da liquidez pode não ser capaz de arcar com todas as suas obrigações e poderá entrar em incumprimento, existindo por isso maior risco de crédito associado a essa empresa.

O aumento de uma unidade no rácio de Rotação do Ativo implica uma diminuição de 6,36 pontos percentuais na probabilidade de incumprimento. O comportamento deste rácio também está de acordo com a literatura no sentido em que uma empresa financeiramente saudável, à partida, terá uma elevada rotação de ativos. Uma empresa no setor do Alojamento que tenha uma rotatividade de ativo baixa, revela ser uma empresa com pouca dinâmica, em que os custos suportados são superiores às vendas. No entanto, há também que referir que o coeficiente desta variável é o menos impactante na variável dependente.

Relativamente ao rácio de Fornecedores / Total do Ativo, por cada unidade adicional deste rácio a probabilidade de incumprimento aumenta 82,63 pontos percentuais. Este é o rácio cujo

coeficiente aparenta influenciar mais a variação da variável dependente. Já no que respeita ao rácio de Clientes/ Total do Ativo, por cada unidade adicional, a variável dependente diminui 19,16 pontos percentuais. Ambas as contas de Fornecedores e de Clientes, no âmbito do setor do Alojamento, constituem rúbricas com pouco peso em empresas de boa saúde financeira.

Por último, o resultado relativo à *dummy*lisboaporto indica que o facto de uma empresa pertencer aos distritos de Lisboa ou Porto diminui a sua probabilidade de incumprimento em 50,72 pontos percentuais. Talvez se deva ao facto de existir maior afluência de procura a empresas do setor do Alojamento nesses dois distritos, o que gera mais receitas às empresas e por sua vez cria uma maior facilidade para fazer face aos créditos que contraem.

Com base nos resultados obtidos, pode resumir-se que os determinantes que aparentam influenciar a probabilidade de incumprimento das empresas do setor de Alojamento são cinco: rácio de Liquidez Geral; rácio de Rotação do Ativo; rácio de Clientes / Total do Ativo; rácio de Fornecedores / Total do Ativo; e a *dummy*lisboaporto. Tanto o rácio de EBITDA em percentagem do Volume de Negócios e a *dummy* relativa à dimensão das empresas não se mostraram significativas. De entre os rácios que se revelaram significativos, o que aparenta influenciar de forma mais vincada a variável dependente é o de Fornecedores / Total do Ativo.

6. CONCLUSÕES

Este estudo teve como objetivo principal identificar quais os fatores significativos na probabilidade de incumprimento de empresas portuguesas do setor do Alojamento, devido à grande preocupação com a análise do risco de crédito nos últimos anos. Para alcançar este objetivo foram definidos objetivos específicos e posteriormente hipóteses para os verificar. As hipóteses consistiram em confirmar a influência esperada dos rácios já testados pela literatura; verificar se as empresas de dimensão micro, pequena e média apresentavam probabilidades de incumprimento superiores às das empresas de maior dimensão; e testar se as empresas do distrito de Lisboa e Porto apresentavam maior probabilidade de incumprimento relativamente aos restantes distritos.

Na revisão da literatura foram reunidos alguns dos contributos sobre o risco de crédito e os seus determinantes. Após esta reflexão, partiu-se para a obtenção da base de dados do Banco de Portugal. Este acesso é altamente restrito pelo que as variáveis disponíveis foram também limitadas e pouco flexíveis à análise que se pretendia. O tratamento dos dados foi também uma dificuldade a ultrapassar devido ao não acesso aos dados de forma integral, impossibilitando a realização de testes e experiências com os dados.

As principais conclusões, após a discussão dos resultados, são interessantes na medida em que:

- Todos os sinais relativos aos coeficientes dos rácios corroboram o que é descrito pela literatura;
- A característica da dimensão não se revelou significativa para as empresas do setor do Alojamento;
- A característica do distrito é significativa e revelou-se o contrário do esperado, ou seja, que o facto da empresa pertencer ao distrito de Lisboa ou do Porto diminui a probabilidade de incumprimento.

Assim as variáveis que devem ser tidas em conta numa análise ao risco de crédito de uma empresa portuguesa do setor do Alojamento são o rácio de Liquidez Geral, o rácio de Rotação do Ativo, o rácio Clientes / Total do Ativo, o rácio Fornecedores / Total do Ativo e o distrito onde as empresas se encontram. Todas estas variáveis foram significativas relativamente à probabilidade de incumprimento.

Embora se tenha replicado a metodologia que é seguida por vários autores, este estudo contribui pela sua aplicação às empresas portuguesas do setor do Alojamento e serve como auxílio na tomada de decisões e na concessão de crédito por parte das instituições financeiras.

As principais limitações desta análise dizem respeito essencialmente à escolha da variável dependente. Devido à grande limitação no acesso aos dados não foi possível emparelhar as variáveis explicativas com os créditos vencidos – a variável que se desejava utilizar como dependente e que talvez levasse a resultados diferentes.

Como oportunidades para trabalhos futuros sugere-se a seleção de empresas de outros setores no sentido de comparar quais são os setores que registam maior incumprimento e quais os determinantes significativos que são comuns entre setores. A possibilidade de complementar a estas variáveis outras de cariz macroeconómico e qualitativo (como a idade da empresa e características do dono) pode também levar a uma análise mais interessante no âmbito do risco de crédito.

7. BIBLIOGRAFIA

Aguiar, A. (2013). Modelo de Previsão de Falência Aplicado às PME's Portuguesas. Tese de Mestrado. Faculdade de Economia, Universidade do Porto.

Altman, E. (1968). Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, vol. 23, pp. 589-609.

Altman, E.I., (1993). *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting and Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*, 2nd Ed., John Wiley & Sons, New York.

Antunes, A., Gonçalves, H. & Prego P. (2016). Revisitando probabilidades de incumprimento de empresas. Banco de Portugal.

Antunes, A., Ribeiro, N. & Antão, P. (2005). Estimativas de probabilidades de incumprimento em contexto macroeconómico. Relatório de Estabilidade Financeira, Banco de Portugal.

Ashraf, S., G. S. Félix, E., & Serrasqueiro, Z. (2019). Do Traditional Financial Distress Prediction Models Predict the Early Warning Signs of Financial Distress? *Journal of Risk and Financial Management*, 12(2), 55. doi:10.3390/jrfm12020055

Beaver, W.H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure" *Journal of Accounting Research*, vol.4, pp. 71-111.

Bellovary, J., Giacomino, D. & Akers, M. (2007). A Review of Bankruptcy Prediction Studies: 1930 to Present, *Journal of Financial Education*, Volume 33, Winter 2007.

Bessis, J. (2010) *Risk Management in Banking*. John Wiley & Sons Inc., New York.

Bhimani, A. Gulamhussen, M. & Lopes, S. (2013). The Role of Financial, Macroeconomic, and Non-Financial Information in Bank Loan Default Timing Prediction. *European Accounting Review*, 22:4, 739-763.

Blum, M. (1974). Failing Company Discriminant Analysis. *Journal of Accounting Research* (Primavera 1974), 1-25.

Bonfim, D. (2007). Credit risk drivers: evaluating the contribution of firm level information and macroeconomic dynamics. Working Paper No. 7, Banco de Portugal.

Bonfim, D., Dias, D. & Richmond, C. (2010), Acesso das Empresas a Crédito Bancário após o Incumprimento, Relatório de Estabilidade Financeira, Banco de Portugal, pp. 167-188.

Bosma, N., Praag, M. & Wit, G.. (2000). Determinants of Successful Entrepreneurship. Scientific analysis of Entrepreneurship and SMEs (SCALES) Research Report 0002/E The concept of an Integrated Idea Management.

Brealey, R. A., Myers, S. C. & Allen, F. (1997). Princípios de Finanças Empresariais. Lisboa. Mcgraw Hill.

Caeiro, V. (2011). Avaliação do risco de crédito de clientes empresariais levantamento de requisitos e estimação de modelos. Dissertação de Mestrado. Universidade Técnica de Lisboa. Instituto Superior de Economia e Gestão.

Deakin, E. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. Journal of Accounting Research, 10(1), 167-179.

Farinha, L. (2005). Probabilidade de sobrevivência de novas empresas: efeito das características idiossincráticas e ambientais. Relatório de Estabilidade Financeira, Banco de Portugal.

Fitzpatrick, F. (1932), A Comparison of Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Firm. Certified Public Accountant, 6, 727-731.

Fons J.S., & Viswanathan, J. (2004). A user's guide to Moody's Default predictor model: an accounting ration approach. Special Comment, Moody's Investor Services.

Geraldes, J. (2013). Avaliação e mensuração do grau de sobrevivência em startups: proposta de um modelo integrado. Dissertação de mestrado. ISG Business & Economics School, Instituto Superior de Gestão. Lisboa.

Hair, J. F., Tatham, R. L., Anderson, R. E., & William, B. (1998). Análise Multivariada de Dados. (S. Artmed Editora, Ed.) São Paulo: Prentice-Hall, Inc.

Jiménez, G. & Saurina, J. (2004). Collateral, type of lender and relationship banking as determinants of credit risk. Journal of Banking and Finance, No.28, 2191-2212.

Jiménez, G. & Saurina, J. (2006). Credit cycles, credit risk and prudential regulation. International Journal of Central Banking, June, 65-98.

Keasey, K. & McGuinness, P. (1990). Small new firms and the return to alternative sources of finance. Small Business Economics, vol.2 pp. 213-222.

- Khalili Araghi, M., & Makvandi, S. (2013). Comparing Logit, Probit and Discriminant Analysis Models in Predicting Bankruptcy of Companies. *Asian Journal of Finance & Accounting*, 5 (1).
- Korol, T. (2013). Early warning models against bankruptcy risk for Central European and Latin American enterprise. *Economic Modelling*, vol. 31, pp. 22-30.
- Lennox, C. (1999). Identifying Failing Companies: A Reevaluation of the Logit, Probit and DA Approaches. *Journal of Economics and Business*, 51, 347-364.
- Lozinskaia, A., Merika, A., Merikas, A. & Penikas, H. (2017). Determinants of the Probability of Default: The Case of the Internationally Listed Shipping Corporations. *Maritime Policy & Management*.
- Manab, N. A. , Md-Rus, R. , & Theng, N.Y. (2015). The Determinants of Credit Risk in Malaysia. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, vol. 172, pp. 301 – 308.
- Martinho, A. (1998). Previsão da falência empresarial. *Jornal do Técnico Oficial de Contas e da Empresa* , 399, 289-290.
- Mora, A. E.(1994). Los modelos de predicción del fracaso empresarial: Una aplicación empírica del logit. *Revista Española de Financiación Y Contabilidad* , 24 (78), 203-233
- Neves, F. (2014). Previsão de insolvências: A importância dos rácios financeiros e cash-flow operacionais. *Dissertação de Mestrado. Universidade do Porto*.
- Neves, J.C. e Silva, J. A. (1998). Análise do Risco do Incumprimento na Perspectiva da Segurança Social. F.C.T.
- Ohlson, J.A. (1980). Financial Ratios and the Probability of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, Vol. 18, Nº 1, pp. 109-131.
- Pacheco, L. (2015). SMEs probability of default: the case of the hospitality sector. *Tourism & Management Studies*, 11(1), 153-159.
- Salman, A. K., Friedrichs, Y., & Shukur, G. (2009). Macroeconomic Factors and Swedish Small and Medium-sized Manufacturing Firm Failure. *CESIS Electronic Working Paper Series*, 185.
- Silva, E., Pereira, A. (2011). O Novo Acordo de Basileia III. *XIII Congresso de Contabilidade e Auditoria. Porto*.
- Storey, D.J. (1994) *Understanding the Small Business Sector*. Routledge, London.

Taffler, R.J. (1982). Forecasting Company Failure in the U.K. Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data. *Journal of Royal Statistical Society, Series A*, pp. 342-358.

Taffler R.J. (1984). Empirical Models for the Monitoring of UK Corporations. *Journal of Banking and Finance*, 8, 199-227.

Tykvová, T. & Borell, M. (2012). Do private equity owners increase risk of financial distress and bankruptcy?. *Journal of Corporate Finance*, vol. 18, pp. 138-150.

Wilcox, J. W. (1971). A simple Theory of Financial Ratios as Predictors of Failure. (Jstor, Ed.) *Journal of Accounting Research*, 9 (2), 389-395.

Yap, C. F. B., Munuswamy, S. & Mohamed, Z. (2012). Evaluating company failure in Malaysia using financial ratios and logistic regression. *Asian Journal of Finance & Accounting*, vol. 4, pp. 330-344.