

# Desenvolvimento de um modelo de *Credit Scoring*

Dissertação de Mestrado

Milene de Fátima Aguiar Ávila

Mestrado em

**Ciências Económicas e Empresariais**



# Desenvolvimento de um modelo de *Credit Scoring*

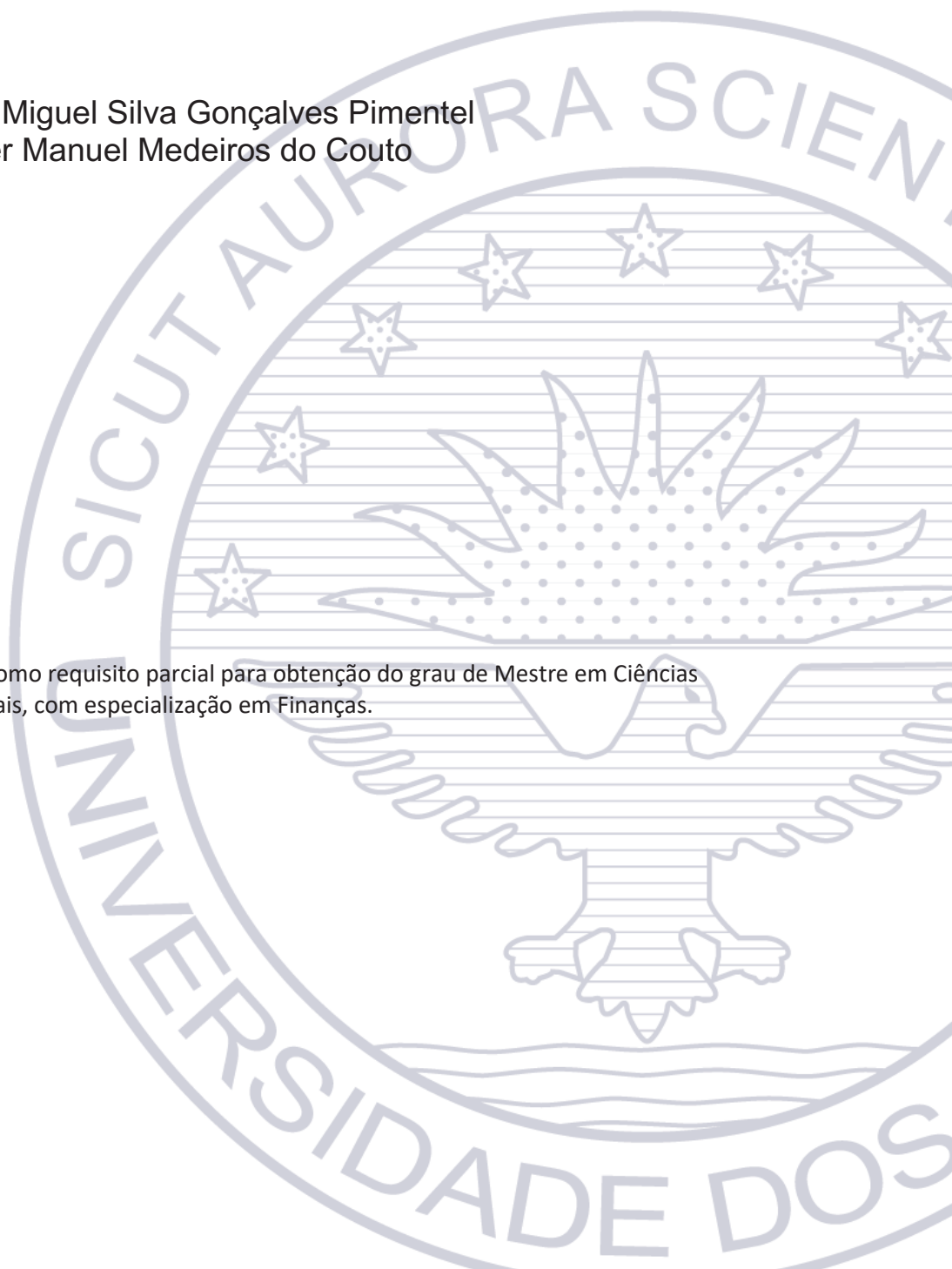
Dissertação de Mestrado

Milene de Fátima Aguiar Ávila

## Orientadores

Prof. Doutor Pedro Miguel Silva Gonçalves Pimentel  
Prof. Doutor Gualter Manuel Medeiros do Couto

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre em Ciências Económicas e Empresariais, com especialização em Finanças.



## RESUMO

Uma das principais preocupações das instituições financeiras é a mitigação dos riscos inerentes à sua atividade, nomeadamente, o risco de crédito. O *credit scoring* é uma ferramenta frequentemente utilizada para esse fim, pois permite avaliar a capacidade dos clientes cumprirem com os compromissos associados aos financiamentos solicitados.

Com este trabalho, pretendeu-se desenvolver um modelo de *credit scoring* para a Caixa Económica da Misericórdia de Angra do Heroísmo (CEMAH), utilizando dados das empresas clientes da instituição, assim como informação sobre o cumprimento ou incumprimento dos créditos concedidos, num total de 1.676 observações, 126 das quais referentes a empresas que entraram em incumprimento.

Através da aplicação da regressão logística foi possível apurar as variáveis que melhor preveem a probabilidade de incumprimento, tal como a relação que cada variável tem com o incumprimento. As conclusões obtidas estão de acordo com as alcançadas por outros estudos sobre o tema, e o tipo de relação é o que era expectável de acordo com a teoria financeira.

**Palavras-chave:** risco de crédito, *credit scoring*, probabilidade de incumprimento

## ABSTRACT

One of the main concerns of financial institutions is the mitigation of the inherent risks to their activity, namely, credit risk. Credit scoring is a widely used tool for this purpose, since it allows to evaluate clients' ability to satisfy the obligations associated with the requested credit.

The purpose of this study was to develop a credit scoring model for Caixa Económica da Misericórdia de Angra do Heroísmo (CEMAH), using data from the companies that are already institution's clients, as well as information on their ability to repay the loan regarding or default of provided credits, in a total of 1.676 observations, 126 of which it refers to companies that have been in default.

Through the estimation of logistic regression it was possible to determine the variables that best predict the probability of default, as well as the relationship that each variable has with the default. The conclusions obtained are in agreement with those reached by other studies about the subject, and the relations type are the expected according to the financial theory.

**Keywords:** credit risk, credit scoring, probability of default

## AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer aos Professores Doutores Pedro Pimentel e Gualter Couto, pelo apoio e esclarecimentos prestados a todas as questões que surgiram ao longo do trabalho.

Agradeço à Caixa Económica da Misericórdia de Angra do Heroísmo (CEMAH) pela possibilidade de utilizar a base de dados de crédito na presente dissertação, assim como aos meus colegas da Instituição.

Agradeço também à minha família e amigos, pelo incentivo e compreensão, que permitiram a conclusão deste trabalho.

# ÍNDICE

RESUMO .....	ii
ABSTRACT .....	iii
AGRADECIMENTOS .....	iv
LISTA DE TABELAS .....	v
LISTA DE ABREVIATURAS .....	vi
CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO .....	1
1.1 RELEVÂNCIA DO TRABALHO .....	1
1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO .....	2
1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO .....	2
CAPÍTULO II – REVISÃO DA LITERATURA .....	4
2.1 DEFINIÇÃO DE <i>SCORING</i> .....	4
2.2 HISTÓRIA DO <i>SCORING</i> .....	5
2.3 VANTAGENS E DESVANTAGENS DOS MODELOS DE <i>SCORING</i> .....	7
2.4 UTILIZAÇÃO DOS RÁCIOS NOS MODELOS DE <i>SCORING</i> .....	9
CAPÍTULO III – CARATERIZAÇÃO DA BASE DE DADOS .....	12
3.1 RECOLHA DOS DADOS .....	12
3.2 DEFINIÇÃO DE INCUMPRIMENTO .....	13
3.3 TRATAMENTO DOS DADOS .....	15
3.4 VARIÁVEIS ANALISADAS .....	17
Idade da empresa (Id) .....	17
Rendibilidade do ativo (ROA) .....	18
Autonomia financeira (AF) .....	18
Grau de endividamento oneroso (GEo) e Grau de endividamento não oneroso (GEno) ....	19
Liquidez geral (LG) .....	19
Solvabilidade (Solv) .....	19
Prazo médio de recebimentos (PMR) .....	20
Rendibilidade líquida das vendas (RLV) .....	20
Rotação do ativo (RA) .....	20
Disponibilidades/ativo (D/A) .....	21
Fundo de maneiio (FM) .....	21
Cobertura da dívida (CD) .....	22
<i>Cash-flow</i> /ativo (CF/A) .....	22
Efeito de alavancagem financeira (EAF) .....	22
Passivo circulante/ativo (PC/A) .....	22

Disponibilidades/ativo corrente (D/Ac) .....	23
Ativo corrente/ativo (AC/A) .....	23
3.5 CARACTERIZAÇÃO DA AMOSTRA.....	23
CAPÍTULO IV - METODOLOGIA .....	34
4.1 APLICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	35
4.2 ANÁLISE AOS RESULTADOS.....	36
CAPÍTULO V – CONCLUSÃO.....	41
5.1 RESUMO DOS RESULTADOS .....	41
5.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO .....	42
5.3 INVESTIGAÇÃO FUTURA .....	42
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....	44

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Percentagem de incumprimento por setor de atividade.....	25
Tabela 2. Valores médios das variáveis para as empresas com e sem incumprimento e teste de Welch.....	26
Tabela 3. Valores do desvio-padrão e percentis das variáveis para as empresas com e sem incumprimento.....	27
Tabela 4. Teste do Rácio de Verossimilhança. ....	37
Tabela 5. Pseudo-R <sup>2</sup> .....	37
Tabela 6. Teste de Hosmer e Lemeshow. ....	38
Tabela 7. Variáveis consideradas no modelo. ....	38

## LISTA DE ABREVIATURAS

AC/A - Ativo corrente/ativo

AF - Autonomia financeira

CAE – Código de Atividade Económica

CD - Cobertura da dívida

CEMAH – Caixa Económica da Misericórdia de Angra do Heroísmo

CF/A - Cash-flow/ativo

CRC – Central de Responsabilidades de Crédito

CRD IV - *Capital Requirements Directive IV*

CRE - *Commercial Real Estate*

D/A - Disponibilidades/ativo

D/Ac - Disponibilidades/ativo corrente

EAF - Efeito de alavancagem financeira

EBITDA - *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*

FM - Fundo de maneo

GE<sub>no</sub> - Grau de endividamento não oneroso

GE<sub>o</sub> - Grau de endividamento oneroso

ID - Idade da empresa

IES – Informação Empresarial Simplificada

IFB – Instituto de Formação Bancária

LG - Liquidez geral

PC/A - Passivo circulante/ativo

PIB – Produto Interno Bruto

PMR - Prazo médio de recebimentos

POC – Plano Oficial de Contas

RA - Rotação do ativo

RLV - Rendibilidade líquida das vendas

ROA - Rendibilidade do ativo

SGPS - Sociedade Gestora de Participações Sociais

SNC – Sistema de Normalização Contabilística

Solv - Solvabilidade

# CAPÍTULO I – INTRODUÇÃO

## 1.1 RELEVÂNCIA DO TRABALHO

Um dos principais objetivos de uma instituição de crédito é maximizar os lucros da sua atividade, sendo para isso necessário realizar uma avaliação rigorosa aos riscos a que se encontra sujeita (Bonfim, 2006). Um dos riscos materialmente relevantes na atividade bancária é, sem dúvida, o risco de crédito, sendo por isso a mitigação deste risco uma das principais preocupações das instituições.

O risco de crédito é definido como a probabilidade de ocorrência de perdas, derivadas da incapacidade de uma contraparte cumprir com os seus compromissos financeiros perante a instituição (Calin e Popovici, 2014).

É então imperativo compreender quais os fatores que condicionam a ocorrência de incumprimentos por parte dos clientes.

A análise ao risco de crédito surge ainda com maior relevância em períodos com risco de crédito superior, como o que se verificou recentemente em Portugal (Antunes, Gonçalves e Prego, 2016). De acordo com estes autores, a dívida total das sociedades não financeiras em Portugal ascendia, em 2015, a 115% do PIB, sendo que o rácio de crédito vencido dessas empresas aumentou de 2,2% em 2008 para 15,9% em 2015.

Torna-se assim de extrema importância avaliar o risco de crédito, optando muitas instituições financeiras por usar ferramentas que permitem prever o incumprimento e, como tal, avaliar esse risco. Uma dessas ferramentas é o *credit scoring*, que consiste num método estatístico usado para prever a probabilidade de um cliente entrar em incumprimento (Mester, 1997).

O *credit scoring* pode ser aplicado, quer a particulares, quer a empresas. No primeiro caso são analisadas variáveis como a idade dos clientes, os rendimentos e o histórico de

pagamentos (Chen e Huang, 2003), enquanto no *scoring* de empresas é dada ênfase, principalmente, a informação financeira (Falkenstein, 2002).

## 1.2 OBJETIVOS DO TRABALHO

Com esta dissertação pretende-se desenvolver um modelo de *credit scoring* a aplicar na Caixa Económica da Misericórdia de Angra do Heroísmo (CEMAH), uma instituição financeira regional, fundada em 1896 e pertencente à Santa Casa da Misericórdia de Angra do Heroísmo.

Apesar de estar prevista a criação de modelos de *credit scoring*, quer para particulares, quer para empresas na referida instituição, no âmbito da presente dissertação, será apenas explorada a criação do modelo para análise do risco de crédito a empresas, aplicando-se o modelo de regressão logística para análise das variáveis que melhor preveem o incumprimento.

A inovação deste trabalho face a outros estudos já realizados, e que serão discutidos ao longo da presente dissertação, é o facto de se tentar criar um modelo de *credit scoring* à medida, utilizando os dados da própria instituição em que o *scoring* será aplicado, ao invés de utilizar modelos *standard*, criados considerando todo o sistema financeiro nacional. Deste modo, pretende-se obter um modelo que se adegue melhor à realidade da instituição e ao seu âmbito regional.

## 1.3 ORGANIZAÇÃO DA DISSERTAÇÃO

A presente dissertação encontra-se organizada da seguinte forma: No capítulo II é feita uma revisão bibliográfica, onde se explica o conceito de *scoring*, a sua história, vantagens e desvantagens, assim como uma análise aos estudos que utilizaram os rácios para obter um destes modelos. No capítulo III é feita a caracterização da amostra utilizada, com referência à origem dos dados, definição de incumprimento, tratamento dos dados e

explicação das variáveis selecionadas. No capítulo IV é então explicada a metodologia adotada, tal como os resultados alcançados, sendo, por fim, resumidas as principais conclusões do trabalho no capítulo V.

## CAPÍTULO II – REVISÃO DA LITERATURA

### 2.1 DEFINIÇÃO DE *SCORING*

O *scoring* consiste na utilização de modelos estatísticos com o objetivo de transformar dados relevantes em medidas numéricas, sendo essas medidas utilizadas para apoiar as decisões de crédito (Anderson, 2007).

Os modelos de *credit scoring* têm como princípio básico determinar os fatores que podem influenciar a probabilidade de incumprimento e combinar esses fatores, de modo a atribuir um *score* à entidade (Calin e Popovice, 2014). Na maioria dos sistemas de *credit scoring*, um valor mais alto de *score* significa menor risco de crédito, sendo que as instituições definem um valor de corte, baseado no risco máximo que estão dispostas a aceitar (Mester, 1997). Um modelo que esteja bem construído deverá atribuir um maior número de *scores* elevados a créditos que não entram em incumprimento, e um maior número de baixos *scores* a clientes que incumprem com os seus compromissos (Mester, 1997).

O *scoring* pode ser usado para a tomada de decisão (aceitação ou rejeição do crédito solicitado), mas pode também ser utilizado para determinar o valor máximo do empréstimo a conceder ao cliente ou a taxa de juro a aplicar ao financiamento, por exemplo (Anderson, 2007).

De acordo com Anderson (2007) existem vários tipos de *scoring*, entre os quais o *scoring* de “aquisição” ou “aceitação” e, o *scoring* comportamental. O primeiro é utilizado para avaliar um novo pedido de financiamento e analisa dados como as características do cliente, financiamentos anteriores e comportamento bancário. O segundo é utilizado na gestão do crédito e analisa o comportamento do cliente perante o financiamento já concedido. Com a análise a este último tipo de *scoring* referido é então

possível ajustar montantes de crédito e intervir antecipadamente, caso se preveja o risco efetivo de incumprimento.

Apesar do *scoring* comportamental ser também de extrema importância, pois é necessário acompanhar a evolução financeira das empresas, dado o impacto que situações de crédito vencido têm, quer nos requisitos de capital necessários, quer nos valores de imparidade das instituições financeiras (Barbosa e Pinho, 2017), no âmbito da presente dissertação optou-se por abordar apenas o *scoring* de aceitação, dado ser este que a CEMAH pretende adotar no curto prazo.

O *credit scoring* depende em larga medida dos dados disponíveis, sendo recolhidas informações de várias fontes, como são: os clientes (informações prestadas por estes aquando da apresentação da proposta de crédito), dados internos (comportamento do cliente perante a instituição), e dados da banca (exposição do cliente ao sistema financeiro) (Anderson, 2007).

## 2.2 HISTÓRIA DO SCORING

*“The roots of credit scoring lie in a strange place”* (Anderson, 2007).

Segundo Anderson (2007), o *credit scoring* surgiu em 1936 quando o estatístico inglês Ronald Aylmer Fisher publicou o artigo *“The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems”* onde analisou vários tipos de flores Íris, usando uma técnica chamada “Análise discriminante linear”. Apesar do trabalho de Fisher ter incidido sobre a ciência, este forneceu a base para a estatística preditiva (Anderson, 2007).

Em 1941 David Durand fez um estudo onde analisou um total de 7.200 créditos, tendo aplicado a técnica de Fisher para distingui-los entre bons e maus créditos, e utilizado variáveis como a idade, o género, a estabilidade no emprego, as contas bancárias e património (Johnson, 2004).

Apesar do conceito de *credit scoring* ter surgido nos anos 40, apenas nos anos 60 começou a ganhar aceitação (Anderson, 2007), tendo começado por ser utilizado apenas para créditos ao consumo, principalmente cartões de crédito. Tornou-se mais tarde também comum para o crédito hipotecário (Mester, 1997). Atualmente já é aplicável também a créditos a empresas e suporta a tomada de decisão na concessão de muitos financiamentos.

De acordo com Anderson (2007), provavelmente os pioneiros do *credit scoring* mais conhecidos são o engenheiro Bill Fair e o matemático Earl Isaac, que fundaram em 1956 a consultora Fair Isaac e em 1958 produziram a sua primeira aplicação de determinação do risco de crédito.

Os primeiros modelos de *credit scoring* foram desenvolvidos utilizando a técnica “Análise discriminante linear”, aplicada por Fisher, mas ao longo do tempo, a regressão logística tornou-se a técnica estatística mais utilizada para desenvolvimento destes modelos (Anderson, 2007).

Foi durante a década de 70 que as instituições perceberam que o *credit scoring* poderia trazer valor a outras fases da vida dos financiamentos, sendo nessa sequência que surge o *scoring* comportamental, o qual começa a ser utilizado nos anos 80 para determinação do *pricing* (custo do financiamento, ou seja, a taxa de juro a aplicar ao crédito), assim como para a gestão dos valores de crédito (Anderson, 2007).

Em 2000 foi então lançada pela Moody's a primeira ferramenta de *credit scoring*, denominada RiskCalc, que permitia avaliar os créditos com base em informação financeira das empresas.

### 2.3 VANTAGENS E DESVANTAGENS DOS MODELOS DE *SCORING*

O principal pressuposto de um modelo de *scoring* é que o futuro será igual ao passado, ou pelo menos próximo o suficiente para que o modelo nos forneça um valor (Anderson, 2007).

De acordo com esse autor (Anderson, 2007) os modelos de *scoring* não foram um sucesso instantâneo, principalmente, pelo facto de muitas pessoas não gostarem da dependência de um modelo estatístico que não considera nenhum elemento humano no processo de decisão. Estas são, sem dúvida, as principais desvantagens dos modelos de *scoring*, no entanto, estes apresentam também inúmeras vantagens.

De seguida são exploradas algumas das vantagens e desvantagens destes modelos.

De acordo com Anderson (2007), as principais vantagens dos modelos de *credit scoring* são as seguintes:

1. Maior rapidez na análise de processos de crédito, dado que o *score* é obtido informaticamente, sem a necessidade de intervenção humana. Mesmo que a instituição não queira depender unicamente do modelo de *scoring*, esta pode aumentar a eficiência do departamento de análise ao permitir ao analista concentrar-se apenas nos casos mais complexos (Mester, 1997);
2. Consistência entre as operações de crédito: atendendo a que o modelo faz uma análise objetiva, não são apurados resultados diferentes para operações de crédito iguais, o que por vezes acontece quando a decisão tem por base apenas a avaliação do analista;
3. Maior abrangência, assim como alcance geográfico: uma vez que os resultados são apurados informaticamente, é possível sujeitar a esta análise um conjunto mais alargado de operações;

4. Redução de custos, dado que são necessários menos recursos humanos para analisar as operações de crédito;
5. Redução do número de “maus” financiamentos, considerando que o modelo permite prever o incumprimento;
6. Adaptação, pois é possível adaptar o modelo através dos dados históricos, de forma a melhor prever o incumprimento;
7. Ao nível do cliente, as vantagens que este obtém pela utilização de modelos deste tipo são o aumento do acesso ao crédito, a redução de custos e a mobilidade entre instituições.

No entanto, em tudo existem vantagens e desvantagens, sendo as desvantagens dos modelos de *credit scoring*, de acordo com Anderson (2007), as inumeradas de seguida:

1. Complexidade deste tipo de modelos. O conceito base destes modelos é a previsão do incumprimento e, atendendo a que não é possível prever o futuro, torna-se difícil criar um sistema que preveja corretamente esse incumprimento;
2. Muito dependente da existência de dados com qualidade. Além de ser um processo complexo, este é dependente de dados históricos, pelo que se os dados não tiverem qualidade, será difícil determinar um modelo eficaz;
3. Assume que o futuro será igual ao passado;
4. Elevado investimento inicial para a implementação do modelo;
5. Inflexível. Enquanto a avaliação do analista tem em consideração fatores subjetivos, o modelo de *scoring* é um cálculo objetivo que não tem em conta esses fatores.

Um dos objetivos na utilização de modelos de *credit scoring* é aumentar a rapidez na análise de operações de crédito, de forma a alargar a concessão de crédito, por exemplo, a outras áreas geográficas. No entanto, atendendo a que estes modelos são construídos na

base de que o futuro será igual ao passado, é necessário adaptar os modelos quando se pretende aplicar num novo mercado (Anderson, 2007).

A título de exemplo, de acordo com Rhyne (2001), uma instituição de crédito ao consumo do Chile entrou em falência por ter cometido o erro de utilizar, para obter o *score* de trabalhadores por conta própria na Bolívia, um modelo de *scoring* que tinha sido criado com base em dados de trabalhadores por conta de outrem no Chile.

Apesar de tudo, as vantagens dos modelos de *scoring* superam as desvantagens, o que fez com que o seu uso fosse aumentando ao longo dos anos, tornando-se atualmente numa ferramenta indispensável.

## 2.4 UTILIZAÇÃO DOS RÁCIOS NOS MODELOS DE *SCORING*

Grande parte da literatura sobre risco de crédito pretende identificar quais as características das empresas, nomeadamente, quais os indicadores financeiros que determinam a probabilidade de incumprimento (Barbosa e Pinho, 2017).

O rácio pode ser definido como o quociente entre dois fatores económicos, cuja relação pode ser apresentada em percentagem ou em índice (Martins, Berenguer e Carruna, 2006). Os rácios permitem resumir uma grande quantidade de dados e, assim, comparar a *performance* financeira das empresas e a sua evolução.

A utilização dos rácios para análise ao risco de crédito deve-se a três principais razões, indicadas por Brealey e Myers (1997):

1. As empresas com dificuldades financeiras apresentam valores diferentes de rácios do que empresas ditas “saudáveis”;
2. Os rácios fornecem informação importante sobre o risco de mercado da empresa;
3. Os rácios permitem prever o *rating* de uma nova emissão de obrigações.

De acordo com Barbosa e Pinho (2017), os primeiros estudos que demonstraram a importância da informação financeira para prever o incumprimento foram levados a cabo por Beaver (1966) e Altman (1968).

Beaver (1966) concluiu que existem efetivamente diferenças entre os indicadores financeiros de empresas que entram em incumprimento, das que se mantêm cumpridoras, tendo este concluído que os rácios que melhor preveem essa degradação da capacidade financeira das empresas são os rácios de liquidez, estrutura financeira e rendibilidade líquida do ativo.

O trabalho realizado por Altman (1968) é uma das principais referências na literatura sobre o risco de crédito, tendo este autor desenvolvido um indicador, denominado *z-score*, com base em cinco rácios:

1. Fundo de maneiio/ativo total;
2. Resultados retidos/ativo total;
3. EBITDA/ativo total;
4. Valor de mercado dos capitais/passivo total;
5. Vendas/ativo total.

No entanto, o modelo desenvolvido por Altman (1968) apenas se aplicava a empresas cotadas, tendo o autor melhorado posteriormente o modelo, de modo a que este se aplicasse também a empresas não cotadas.

Em Portugal, um dos primeiros estudos em que foram utilizados rácios para prever a probabilidade de incumprimento das empresas foi elaborado por Neves e Silva (1998), tendo estes autores analisado 187 empresas, 87 das quais entraram em incumprimento.

Ao longo dos anos, foram elaborados vários outros estudos sobre esta temática no país, como são exemplos Martinho e Antunes (2012), que desenvolveram um modelo de *scoring* aplicado às empresas Portuguesas, e Bonfim (2006), Antunes, Gonçalves e Prego

(2016) e Barbosa e Pinho (2017) que tentaram apurar os fatores determinantes do incumprimento.

Além destes, são ainda de referir outros estudos que, apesar de não analisarem a probabilidade de entrar em incumprimento, analisam a probabilidade de falência, usando também os rácios como base para essa previsão. São exemplos Lopes (2014) e Santos, Vieira e Couto (2015), sendo que estes últimos referem que o primeiro estudo feito em Portugal sobre esta temática foi realizado por Martinho (1998).

Apesar do número de rácios comuns aos vários estudos levados a cabo sobre o risco de crédito não ser muito elevado, as rubricas que são utilizadas repetem-se bastante (Anderson, 2007):

1. Demonstração de resultados: custos financeiros, gastos operacionais, volume de negócios, resultado operacional, resultado antes de impostos, e *cash-flow*;
2. Balanço: passivo total, ativo total, capital próprio, existências, outros devedores, passivo corrente, financiamento total, financiamentos de longo prazo, ativos fixos; ativos intangíveis, e caixa.

## CAPÍTULO III – CARATERIZAÇÃO DA BASE DE DADOS

### 3.1 RECOLHA DOS DADOS

Uma vez que o objetivo do presente estudo é determinar os fatores que influenciam o incumprimento por parte das empresas, nomeadamente, identificar quais os rácios financeiros que melhor preveem esse incumprimento, foram utilizados dados da IES (Informação Empresarial Simplificada), assim como dados históricos da CEMAH. A IES é um relatório anual de informação fiscal e contabilística de empresas registadas em Portugal (Martinho e Antunes, 2012) e, quanto aos dados históricos da CEMAH, trata-se também de informação financeira das empresas, mas recolhida pela CEMAH aquando da análise de propostas de crédito ou da análise periódica aos clientes.

A informação financeira recolhida diz respeito ao período entre 2010 e 2015. A opção pela restrição a este período de tempo deve-se à alteração no modelo de reporte da IES, no âmbito da substituição do Plano Oficial de Contas (POC) pelo Sistema de Normalização Contabilístico (SNC), uma vez que as diferenças nos princípios de valorização entre o POC e o SNC poderiam deturpar a análise considerando um período de tempo mais alargado (Martinho e Antunes, 2012).

Quanto à informação sobre a entrada ou não em incumprimento, esta foi também obtida pelo histórico da CEMAH, sendo portanto analisado o incumprimento dos clientes apenas nessa instituição e não em todo o sistema financeiro, como é o caso dos estudos realizados por Barbosa e Pinho (2017), Antunes, Gonçalves e Prego (2016), Martinho e Antunes (2012) e Bonfim (2006), que consideram dados constantes na Central de Responsabilidades de Crédito (CRC) do Banco de Portugal. A CRC é uma base de dados que centraliza a informação mensal sobre as exposições de crédito em Portugal, quer de empresas, quer de particulares, contendo informação sobre o estado atual do financiamento (Bonfim, 2006).

Com os dados recolhidos, quer pela IES, quer pelo histórico da CEMAH, foram reunidas no total 2.225 observações, para as quais foram calculados rácios financeiros e analisado o cumprimento/incumprimento da empresa no ano seguinte àquele a que respeitam os dados financeiros.

Assim, como resultado deste exercício, é apurada a probabilidade de incumprimento no horizonte de um ano.

### 3.2 DEFINIÇÃO DE INCUMPRIMENTO

“Os resultados de um modelo de *credit scoring* podem diferir bastante consoante a definição de incumprimento utilizada seja mais ou menos exigente.” (Martinho e Antunes, 2012).

Para efeitos do presente estudo, considerou-se que uma empresa se encontra em situação de incumprimento, perante a CEMAH, 60 dias após o vencimento da obrigação em causa, ou seja, quando o número de dias em incumprimento é superior a 60. Uma vez que a análise do incumprimento é feita ao ano, considerou-se que uma empresa incumpriu num determinado ano quando, durante esse ano, esta registou um evento de incumprimento superior a 60 dias.

A mesma empresa pode apresentar mais do que um evento de incumprimento no período em análise (entre 2011 e 2016), pois podem registar um incumprimento superior a 60 dias, regularizar a situação, e voltar a incumprir. Para que esses casos de incumprimento recorrente não enviesassem os resultados, foram desconsideradas as observações de empresas após o primeiro registo de incumprimento, exceto nos casos em que se verificou pelo menos 12 meses em que esta não apresentou qualquer incumprimento (período de cura de 12 meses).

Além disso, foram também excluídas as empresas que no primeiro ano em análise já se encontravam em incumprimento, pois com o presente estudo pretende-se perceber quais as variáveis que levam ao incumprimento por parte das empresas e, portanto, as empresas que já se encontram em incumprimento no início do período em análise não apresentam interesse para a investigação. Esta exclusão foi também realizada por Antunes, Gonçalves e Prego (2016).

Dos artigos consultados, a maioria utiliza como definição de incumprimento crédito vencido superior a 30 ou 90 dias. Por exemplo, no estudo realizado por Martinho e Antunes (2012), a definição de incumprimento utilizada foi de crédito vencido superior a um mês, sendo que no caso de Barbosa e Pinho (2017), foi definido como incumprimento o atraso no pagamento superior a três meses consecutivos.

Martinho e Antunes (2012) obtiveram um rácio de empresas em incumprimento sobre o total de empresas na amostra de 14%, enquanto no trabalho de Barbosa e Pinho (2017), que utilizou uma definição de incumprimento menos rigorosa, a percentagem de empresas em incumprimento representou, em média, 4,36% do total de empresas consideradas nessa amostra.

Caso se tivesse optado por utilizar os 30 dias como referência para o incumprimento, a percentagem de empresas em incumprimento no total das observações consideradas no presente estudo seria de 10% e, caso o número de dias em incumprimento fosse de 90, a percentagem reduziria para 4%, o que é congruente com os valores apresentados nos trabalhos de Martinho e Antunes (2012) e Barbosa e Pinho (2017), respetivamente.

No entanto, a opção pelos 60 dias ao invés das alternativas referenciadas deve-se, por um lado, ao facto de se considerar que muitos dos incumprimentos entre 30 a 60 dias são incumprimentos pontuais, muitos deles relacionados com valores a descoberto nas contas à ordem.

Quanto à utilização dos 90 dias como definição de incumprimento, apesar de ser essa a definição de incumprimento utilizada na instituição, quer para efeitos de cálculo de imparidade, quer para efeitos de reporte de situações de incumprimento ao Banco de Portugal, no âmbito da CRD IV (*Capital Requirements Directive IV*), para efeitos de análises de propostas de crédito é considerado um incumprimento superior a 60 dias como um indicador do agravamento da situação financeira da empresa. Além disso, atendendo a que o número de observações da amostra utilizada é reduzido, ao aumentar o período de tempo para se considerar incumprimento, iria reduzir o conjunto de observações em incumprimento para 84, pelo que se optou pelo cenário intermédio.

### 3.3 TRATAMENTO DOS DADOS

Com o intuito de garantir a qualidade dos dados, da amostra anteriormente obtida foram desconsideradas algumas observações, nomeadamente:

1. Empresas com valor de ativo igual ou inferior a 0€ (situações de erro no reporte da informação financeira);
2. Empresas com valor de volume de negócios igual ou inferior a 0€ (por exemplo, empresas que se encontram em fase de investimento, não tendo ainda arrancado com a atividade ou, casos de sociedades gestores de participações sociais (SGPS) que registam perdas em subsidiárias na rubrica “Ganhos/perdas imputadas de subsidiárias e empreendimentos conjuntos”, afetando assim negativamente o volume de negócios);
3. Empresas cujo registo de incumprimento (ver definição de incumprimento constante no ponto 3.2) apresentou valor <50€;
4. Empresas em situação regular, mas cuja exposição total (capital vincendo + capital extrapatrimonial) era <5.000€;

5. Empresas em situação não regular de valor superior a 50€, mas que não tinham sido consideradas como incumpridoras, devido ao número de dias em atraso ser inferior ao utilizado na definição de incumprimento (ver ponto 3.2).

De referir que se optou por fazer esta última exclusão, atendendo a que muitas vezes esses valores elevados em atraso são regularizados por via de reestruturação, pelo que, na prática, a empresa poderia estar em situação financeira difícil, mas como não atingiu o número de dias para ser considerada em incumprimento, seria considerada “saudável” para efeitos do modelo, o que poderia enviesar os resultados.

Além disso, e de forma a evitar que valores atípicos influenciem a análise, foram substituídas as observações abaixo do 10º percentil pelo valor desse percentil, assim como as observações acima do 90º percentil, foram alteradas para o valor do 90º percentil. Esta alteração foi também efetuada por Bonfim (2006) no seu estudo referente aos fatores que determinam o risco de crédito, tendo este, no entanto, utilizado os percentis 1º e 99º, ao invés dos utilizados neste estudo. A opção pelos percentis 10º e 90º deve-se à especificidade da amostra, quando comparada com outros estudos, nomeadamente, no que respeita à amplitude e dimensão. Nos trabalhos de Martinho e Antunes (2012) e Barbosa e Pinho (2017) foram também apurados os percentis 1º e 99º, mas ao invés de substituírem os valores das observações abaixo e acima desses valores pelos próprios percentis, estes autores optaram por excluir essas observações da amostra.

Após aplicação destes critérios, a amostra contém 1.676 observações, referentes a clientes com financiamentos ativos na CEMAH entre 2011 e 2016, 126 dos quais se encontravam em incumprimento no ano seguinte aos dados financeiros recolhidos.

Alguns dos artigos analisados no âmbito da revisão bibliográfica classificam as empresas por dimensão, dividindo as empresas em, por exemplo, micro, pequenas, médias e grandes, como é o caso dos estudos levados a cabo por Barbosa e Pinho (2017)

e Martinho e Antunes (2012) ou em micro e o conjunto das restantes empresas, como em Antunes, Gonçalves e Prego (2016). No entanto, atendendo a que não foi possível obter informação sobre a dimensão da empresa de cerca de 16% das observações recolhidas e a que, na carteira da CEMAH, o número de médias e grandes empresas é reduzido (apenas foram identificadas 4 grandes e 15 médias empresas nos dados recolhidos), optou-se por tentar obter o modelo de previsão de incumprimento com base no conjunto de todas as empresas, independentemente da dimensão.

### 3.4 VARIÁVEIS ANALISADAS

O presente estudo pretende apurar quais as variáveis, e principalmente, quais os rácios financeiros que explicam o registo de incumprimento por parte das empresas no espaço de um ano.

Como base para essa análise, foram então selecionadas algumas das variáveis usadas nos trabalhos de Barbosa e Pinho (2017), Antunes, Gonçalves e Prego (2016), Santos, Vieira e Couto (2015), Lopes (2014), Brindescu e Golet (2013), Martinho e Antunes (2012) e Bonfim (2006).

Os indicadores recolhidos dizem respeito à rendibilidade, estrutura financeira, liquidez e endividamento das empresas constantes na carteira, sendo a descrição dos mesmos efetuada de seguida.

#### Idade da empresa (Id)

Como idade da empresa foi considerada a diferença entre a data para a qual foram recolhidos os dados e a data em que a empresa iniciou atividade. No entanto, de acordo com Bonfim (2006), a idade não é uma variável estatisticamente significativa para prever o incumprimento da empresa.

### Rendibilidade do ativo (ROA)

É o rácio entre o resultado líquido e o valor total do ativo, pelo que permite apurar a rendibilidade do capital total da empresa, independentemente de esse capital ter origem em capital próprio ou alheio (IFB, 2016). No estudo levado a cabo por Bonfim (2006), o autor conclui que as empresas com níveis de rendibilidade mais elevada apresentam menor probabilidade de incumprir com as suas responsabilidades.

Antunes, Gonçalves e Prego (2016) também apuraram uma relação negativa entre esta variável e o incumprimento, assim como Lopes (2014).

De acordo com IFB (2016), este rácio é considerado forte quando apresenta valores acima de 10%, médio entre 5% e 10% e fraco abaixo desse limite.

### Autonomia financeira (AF)

O rácio de autonomia financeira representa a percentagem de capital próprio no total de capital da empresa, sendo expetável que empresas com maiores rácios de autonomia financeira apresentem menor probabilidade de entrar em incumprimento.

Bonfim (2006) e Antunes, Gonçalves e Prego (2016) verificaram que a relação é negativa entre este rácio e a probabilidade de incumprimento, pois as empresas tendem a apresentar menor risco de crédito quanto menor a sua dependência de capital alheio.

Brindescu e Golet (2013) também concluíram por uma relação negativa entre este rácio e a probabilidade de uma empresa entrar em falência, tendo apurado que a probabilidade é maior para empresas com valores de autonomia financeira inferiores a 30%. O valor de 30% é também o valor de referência apontado pelo IFB (2016) para este rácio, sendo que consideram que empresas com autonomia financeira abaixo desse valor apresentam uma grande vulnerabilidade a terceiros.

### Grau de endividamento oneroso (GEO) e Grau de endividamento não oneroso (GENo)

O grau de endividamento oneroso relaciona o montante total de financiamento bancário (quer de curto, quer de médio e longo prazo) com o total de ativo da empresa, sendo o grau de endividamento não oneroso a percentagem de outro passivo (que não financiamento bancário) no total do ativo. É expectável que empresas com maior nível de endividamento apresentem maior probabilidade de incumprir com os seus compromissos.

Essa foi a conclusão obtida por Martinho e Antunes (2012), tendo estes autores apurado que, quer elevados rácios de dívida financeira, quer de dívida não financeira, contribuem para o aumento da probabilidade de incumprimento.

### Liquidez geral (LG)

O rácio de liquidez geral relaciona o valor que a empresa tem disponível no curto prazo (ativo circulante) para fazer face às suas responsabilidades de curto prazo (passivo circulante), permitindo assim avaliar a capacidade da empresa cumprir com os seus compromissos de curto prazo atempadamente.

De acordo com Santos, Vieira e Couto (2015), uma das razões para as empresas entrarem em falência está relacionada com não terem capacidade de solver os seus compromissos de curto prazo, pelo que quanto maior este rácio, menor é a probabilidade de entrarem em falência.

### Solvabilidade (Solv)

O rácio de solvabilidade demonstra a cobertura da dívida pelo capital próprio da empresa, estando este rácio relacionado com o de autonomia financeira, pelo que, tal como esse, é expectável que seja inferior em empresas que entram em falência (Brindescu e Golet, 2013).

### Prazo médio de recebimentos (PMR)

Este rácio mede o tempo que os clientes demoram a pagar as suas dívidas. Um prazo médio de recebimentos elevado pode levar a um aumento do crédito e afetar negativamente a liquidez (Brindescu e Golet, 2013).

Um estudo levado a cabo por Bradley e Rubach (2002) a empresas que declararam falência, indica que 66% dessas empresas apontam as dificuldades em receber os créditos como uma importante causa dos seus problemas financeiros.

Nas conclusões obtidas pelos autores referidos, a relação entre este rácio e a probabilidade da empresa entrar em falência é positiva, tendo estes apurado que a probabilidade de uma empresa entrar em processo de falência é significativamente mais baixa para empresas com prazos médios de pagamento inferiores a 30 dias.

### Rendibilidade líquida das vendas (RLV)

Este rácio mostra a capacidade que as vendas têm na geração de resultado, sendo que um baixo rácio de rendibilidade das vendas pode levar a problemas de liquidez, de acordo com Brindescu e Golet (2013).

### Rotação do ativo (RA)

O rácio que relaciona o volume de negócios com o total do ativo permite apurar a eficiência da empresa, pois um valor elevado neste rácio significa que a empresa usa intensamente os seus ativos no exercício da sua atividade (Barbosa e Pinho, 2017). Os autores concluíram que este rácio é justificativo do incumprimento, relacionando-se negativamente com este (as empresas com valores elevados deste rácio apresentam menor probabilidade de incumprimento), e corroborando as conclusões obtidas por Lopes (2014), Marinho e Antunes (2012), Bonfim (2006) e Santos, Vieira e Couto (2015). Estes últimos (Santos, Vieira e Couto, 2015), ao invés de analisar a probabilidade de

incumprimento das empresas, estudaram a probabilidade de estas falirem, tendo concluído que quanto maior o valor deste rácio, menor é a probabilidade da empresa entrar em falência.

#### Disponibilidades/ativo (D/A)

Este rácio relaciona o valor de caixa e depósitos bancários com o total do ativo da empresa, sendo, portanto, a percentagem do ativo que a empresa tem imediatamente disponível para fazer face aos seus compromissos.

Antunes, Gonçalves e Prego (2016) concluíram por uma relação negativa entre este rácio e a probabilidade de incumprimento, assim como Lopes (2014), apesar de no estudo realizado por este último, a variável não se ter mostrado significativa para justificar o incumprimento.

#### Fundo de maneo (FM)

O rácio relativo ao fundo de maneo é apurado pelo peso do ativo circulante deduzido do passivo de curto-prazo sobre o ativo total, sendo um indicador importante na medida em que permite perceber a liquidez de que a empresa dispõe para fazer face aos seus compromissos de curto prazo (Barbosa e Pinho, 2017). No estudo realizado por Barbosa e Pinho (2017), estes concluem que este rácio é estatisticamente significativo para apurar o risco de crédito, sendo o seu coeficiente negativo, o que significa que empresas com maiores níveis de liquidez apresentam uma probabilidade menor de entrar em incumprimento.

### Cobertura da dívida (CD)

Este rácio permite avaliar a capacidade da empresa em fazer face aos seus compromissos, através do rendimento obtido na sua atividade (Barbosa e Pinho, 2017), uma vez que relaciona o resultado obtido com o passivo assumido pela empresa.

Na análise realizada por Barbosa e Pinho (2017), o coeficiente obtido para esta variável foi negativo, conforme já era espectável.

### Cash-flow/ativo (CF/A)

Este rácio relaciona o valor de *cash-flow* com o total do ativo da empresa. No estudo de Antunes, Gonçalves e Prego (2016), os autores concluíram que esta é a variável que mais vezes é selecionada para justificar o incumprimento (6 vezes selecionada num total de 10 modelos), sendo que a relação é negativa com o incumprimento, ou seja, quanto maior o valor deste rácio, menor será a probabilidade de incumprimento.

### Efeito de alavancagem financeira (EAF)

Este rácio apura o benefício que os acionistas têm pelo facto de a empresa contrair financiamento. Dos estudos consultados, nenhum utilizou este rácio para apurar a probabilidade de incumprimento, pelo que se pretende apurar se este tem ou não poder preditivo do incumprimento e, tendo, confirmar que a relação é negativa.

### Passivo circulante/ativo (PC/A)

Este rácio mede o peso das responsabilidades exigíveis a curto prazo no total do ativo da empresa, tendo Antunes, Gonçalves e Prego (2016) apurado uma relação positiva entre este rácio e a probabilidade da empresa incumprir com os seus compromissos.

### Disponibilidades/ativo corrente (D/Ac)

Mede o peso das r bricas de caixa e dep sitos banc rios no ativo de curto prazo da empresa. Antunes, Gonalves e Prego (2016) concluem por uma rela o negativa entre este r cio e a probabilidade de incumprimento, assim como no caso do r cio disponibilidades/ativo.

### Ativo corrente/ativo (AC/A)

Este r cio relaciona o valor do ativo corrente com o total do ativo, sendo que os autores Brindescu e Golet (2013) referem que um n vel elevado deste r cio est  associado a uma menor probabilidade da empresa entrar em fal ncia.

De referir que, num modelo de *credit scoring*, s o avaliadas outras vari veis al m das referentes aos r cios financeiros das empresas, nomeadamente, informa es sobre o registo de incumprimento no sistema financeiro (informa o que pode ser obtida pela consulta da CRC do Banco de Portugal) e outras vari veis relacionadas com o comportamento do cliente ou com a caracteriza o da opera o de cr dito solicitada. No entanto, o objetivo do presente estudo   apurar os r cios que melhor explicam o incumprimento, ficando o estudo do impacto dos restantes tipos de vari veis para investiga o futura.

## 3.5 CARATERIZA O DA AMOSTRA

Antes de aplicar o modelo de regress o log stica e apurar quais as vari veis que melhor explicam o incumprimento, foi feita uma an lise  s mesmas, em termos de valores m dios, desvio padr o e percentis, assim como a correla o entre si.

Apresenta-se de seguida a caracterização da amostra utilizada no presente estudo, distinguindo o conjunto de empresas sem incumprimento das empresas que registaram incumprimento no ano seguinte aos dados financeiros analisados.

Foi feita uma análise das observações por setor, no sentido de perceber quais os setores que apresentam maiores percentagens de incumprimento.

Para este fim, os setores de atividade foram definidos tendo por base a Instrução n.º 2/2010 do Banco de Portugal, assim como o nível de agregação mais elevado da CAE (Classificação Portuguesa de Atividades Económicas).

No entanto, foram ainda feitas algumas agregações de setores, como por exemplo, os setores da Construção e das Atividades Imobiliárias que foram agregados num só setor (Construção e CRE), indo ao encontro, neste caso, dos setores definidos na Carta Circular n.º 2/2014 do Banco de Portugal.

Como se pode observar na Tabela 1, a percentagem de observações em incumprimento no total da amostra utilizada difere entre setores, sendo de destacar o setor das Outras Atividades (12,31% de registos de incumprimento no total de dados desse setor) e o setor da Construção e CRE (*Commercial Real Estate*), com 10,79%. No estudo realizado por Martinho e Antunes (2012), o setor da Construção é também identificado como um dos setores com maior taxa de incumprimento, ao contrário do que foi apurado por Bonfim (2006) em que o setor da Construção não se destaca. É de referir, no entanto, que o estudo de Bonfim foi realizado antes do surgimento da crise financeira, o que poderá justificar a discrepância de resultados referida anteriormente.

Tabela 1. Percentagem de incumprimento por setor de atividade.

<b>Setor de atividade</b>	<b>Nº de observações total</b>	<b>Percentagem de incumprimento</b>
Atividades financeiras e de seguros	9	0,00%
Administração pública	8	0,00%
Agricultura, produção animal, caça, floresta e pesca	66	4,55%
Alojamento, restauração e similares	158	7,59%
Comércio e reparações	727	8,53%
Construção e CRE	139	10,79%
Educação, saúde e apoio social	96	5,21%
Eletricidade, gás, água	10	0,00%
Indústria	151	6,62%
Outras atividades	65	12,31%
Outros serviços empresariais	171	5,26%
Transportes e armazenagem	76	2,63%
<b>Total</b>	<b>1676</b>	<b>7,52%</b>

Os setores das Atividades financeiras e de seguros, da Administração pública e da Eletricidade, gás, água, registam 0% de observações em incumprimento, no entanto, são também os setores com menos registos (máximo de 10 observações por setor). Dos restantes, é de realçar o setor dos Transportes e armazenagem como um dos que regista menor percentagem de incumprimento (2,63%).

Foram ainda analisados os valores dos rácios utilizados no modelo, distinguindo os valores dos rácios das empresas que entraram em incumprimento no ano seguinte, das que permaneceram em situação regular. Os resultados apurados são apresentados na Tabela 2 e Tabela 3.

Tabela 2. Valores médios das variáveis para as empresas com e sem incumprimento e teste de *Welch*.

Variável	Média		Teste de <i>Welch</i>	
	Sem incump.	Com incump.	Sig.	Média significativamente diferente
Id	23,140	22,740	0,823	Não
ROA	0,006	-0,075	0,000	Sim
AF	0,394	0,070	0,000	Sim
GEo	0,265	0,493	0,000	Sim
GEno	0,330	0,426	0,001	Sim
LG	2,347	1,787	0,000	Sim
Solv	1,042	0,247	0,000	Sim
PMR	81,307	99,922	0,061	Não
RLV	-0,425	-0,199	0,000	Sim
RA	1,024	0,706	0,000	Sim
D/A	0,068	0,031	0,000	Sim
FM	0,248	0,060	0,000	Sim
CD	0,138	-0,001	0,000	Sim
CF/A	0,039	-0,040	0,000	Sim
EAF	2,063	2,673	0,335	Não
PC/A	0,380	0,519	0,000	Sim
D/Ac	0,126	0,068	0,000	Sim
AC/A	0,641	0,618	0,386	Não

Tabela 3. Valores do desvio-padrão e percentis das variáveis para as empresas com e sem incumprimento.

Variável	Desvio-padrão		Percentil 10	
	Sem incump.	Com incump.	Sem incump.	Com incump.
Id	19,247	19,378	7,000	5,000
ROA	0,061	0,113	-0,112	-0,322
AF	0,243	0,375	0,020	-0,697
GEo	0,212	0,277	0,000	0,045
GENo	0,221	0,298	0,066	0,063
LG	1,764	1,439	0,560	0,306
Solv	1,078	0,467	0,020	-0,407
PMR	75,340	108,498	0,000	0,000
RLV	28,316	0,264	-0,200	-0,711
RA	0,744	0,633	0,175	0,105
D/A	0,081	0,050	0,001	0,000
FM	0,280	0,403	-0,205	-0,684
CD	0,167	0,101	-0,067	-0,186
CF/A	0,061	0,100	-0,069	-0,266
EAF	2,012	7,057	-0,799	-6,779
PC/A	0,233	0,341	0,077	0,061
D/Ac	0,145	0,109	0,003	0,000
AC/A	0,275	0,289	0,166	0,154

Tabela 3 (Continuação)

Variável	Percentil 50		Percentil 90	
	Sem incump.	Com incump.	Sem incump.	Com incump.
Id	19,000	18,000	42,000	46,600
ROA	0,008	-0,041	0,104	0,047
AF	0,390	0,120	0,780	0,530
GEO	0,240	0,475	0,620	0,973
GENO	0,276	0,340	0,758	0,975
LG	1,720	1,300	6,267	4,841
Solv	0,630	0,140	3,504	1,116
PMR	59,305	61,125	236,216	328,970
RLV	0,010	-0,085	0,110	0,060
RA	0,796	0,488	2,513	2,111
D/A	0,031	0,007	0,248	0,163
FM	0,243	0,117	0,686	0,610
CD	0,087	0,016	0,489	0,141
CF/A	0,029	-0,008	0,150	0,074
EAF	1,583	1,282	6,322	18,217
PC/A	0,349	0,461	0,798	1,170
D/Ac	0,061	0,017	0,443	0,353
AC/A	0,672	0,650	0,977	0,986

Pela análise à Tabela 2 é possível constatar que alguns dos indicadores de performance financeira apresentam efetivamente diferenças entre empresas com e sem incumprimento. Além dos valores das médias, dos valores de desvio-padrão e dos valores dos 10º, 50º e 90º percentis, é apresentado o valor obtido pelo teste de *Welch*.

O teste de *Welch* permite comparar valores médios de dois grupos, apurando se estes são estatisticamente diferentes entre si (Bonfim, 2006). De acordo com os resultados desse teste, são apenas quatro as variáveis que não apresentam valores estatisticamente diferentes para empresas com e sem incumprimento, sendo estas a idade da empresa, o prazo médio de recebimentos, o efeito de alavancagem financeira, e o rácio de ativo corrente/ativo.

É de realçar a rendibilidade do ativo, que apresenta valor médio negativo no caso de empresas em incumprimento e valor positivo nas observações regulares. Estes resultados estão alinhados com os obtidos por Bonfim (2006), que apurou uma rendibilidade do ativo média de 0,5% para as empresas cumpridoras e -4,9% para as empresas em incumprimento. No estudo de Martinho e Antunes (2012) verifica-se a mesma tendência, com rácio médio de -6% e 0,7% para as empresas que entram em incumprimento e para as que não entram, respetivamente.

Quanto ao grau de endividamento oneroso, tal como expectável, as empresas que registam incumprimento apresentaram, em média, valor superior desse rácio quando comparado com as empresas que não apresentaram qualquer valor vencido. A mesma conclusão foi apurada nos estudos de Martinho e Antunes (2012) e Bonfim (2006).

O contrário se passa com a autonomia financeira, ou seja, empresas com incumprimento apresentam, em média, um rácio de autonomia financeira muito inferior às empresas sem incumprimento (7% e 39%, respetivamente). O mesmo foi verificado por Bonfim (2006), com valores de 1,1% para empresas com incumprimento e 23,2% para empresas sem incumprimento.

O rácio de rotação do ativo apresenta também valor médio diferente entre empresas com e sem incumprimento, assim como o rácio referente ao fundo de maneio. Estas conclusões vão ao encontro do determinado por Barbosa e Pinho (2017).

Quanto à cobertura da dívida, tal como apurado por Barbosa e Pinho (2017), as empresas com incumprimento apresentam uma menor cobertura da dívida, sendo que no presente estudo a cobertura da dívida no caso de empresas em incumprimento é até negativa.

Em relação ao prazo médio de recebimentos, não foram apuradas diferenças significativas entre os dois grupos da amostra, no entanto, no estudo de Barbosa e Pinho

(2017), esta variável foi selecionada como justificativa do incumprimento, sendo o seu coeficiente positivo, ou seja, empresas que esperam mais tempo para receber dos seus clientes, apresentam probabilidade de incumprimento superior.

Em resumo, e tal como era esperado, as empresas que registam incumprimento apresentam, em média, maiores níveis de endividamento, menores rácios de liquidez e menores níveis de rendibilidade.

Foram ainda apuradas as correlações de *Pearson* entre as variáveis analisadas, no sentido de perceber se existem variáveis muito correlacionadas entre si.

A Tabela 3 apresenta as correlações entre as variáveis na interseção de cada linha com cada coluna, sendo de realçar o elevado valor de correlação entre as variáveis rendibilidade do ativo e *cash-flow/ativo*, correlação essa positiva, pelo que a variação de uma está fortemente associada à variação da outra, no mesmo sentido.

A variável *cash-flow/ativo* apresenta ainda uma elevada correlação, também no sentido positivo, com a variável cobertura da dívida.

Ainda com correlação elevada, apresentam-se as variáveis de autonomia financeira e solvabilidade. Ambas as variáveis medem o valor de capitais próprios, pelo que, como era expectável, a correlação entre ambas é positiva.

Tabela 3. Coeficientes de Correlação de *Pearson*.

<b>Variável</b>		<b>ROA</b>	<b>GEo</b>	<b>AF</b>	<b>LG</b>	<b>Solv</b>	<b>PMR</b>	<b>RLV</b>	<b>Id</b>	<b>RA</b>
ROA	Coef. Corr.	1								
	Sig.									
GEo	Coef. Corr.	-0,344	1							
	Sig.	0								
AF	Coef. Corr.	0,444	-0,565	1						
	Sig.	0	0							
LG	Coef. Corr.	0,198	-0,099	0,422	1					
	Sig.	0	0	0						
Solv	Coef. Corr.	0,284	-0,535	0,871	0,468	1				
	Sig.	0	0	0	0					
PMR	Coef. Corr.	0,037	-0,025	0,042	0,089	0,002	1			
	Sig.	0,125	0,308	0,087	0	0,922				
RLV	Coef. Corr.	0,047	-0,042	0,034	-0,007	0,024	0,027	1		
	Sig.	0,054	0,087	0,164	0,776	0,336	0,272			
Id	Coef. Corr.	-0,009	-0,038	0,193	-0,062	0,196	0,06	0,029	1	
	Sig.	0,705	0,116	0	0,011	0	0,014	0,237		
RA	Coef. Corr.	0,203	-0,205	-0,082	-0,09	-0,11	-0,271	0,035	-0,119	1
	Sig.	0	0	0,001	0	0	0	0,149	0	
GEo	Coef. Corr.	-0,196	-0,211	-0,618	-0,438	-0,537	-0,016	0,027	-0,174	0,332
	Sig.	0	0	0	0	0	0,517	0,268	0	0
D/A	Coef. Corr.	0,229	-0,252	0,236	0,268	0,25	-0,107	0,022	-0,121	0,201
	Sig.	0	0	0	0	0	0	0,36	0	0
FM	Coef. Corr.	0,356	-0,201	0,477	0,751	0,359	0,206	0,023	-0,073	0,094
	Sig.	0	0	0	0	0	0	0,34	0,003	0
CD	Coef. Corr.	0,778	-0,361	0,532	0,264	0,506	-0,049	0,036	-0,022	0,162
	Sig.	0	0	0	0	0	0,046	0,143	0,372	0
CF/A	Coef. Corr.	0,895	-0,306	0,419	0,158	0,267	-0,013	0,027	-0,081	0,205
	Sig.	0	0	0	0	0	0,595	0,271	0,001	0
EAF	Coef. Corr.	-0,001	0,077	-0,117	-0,08	-0,188	-0,009	0,027	-0,077	0,068
	Sig.	0,978	0,002	0	0,001	0	0,723	0,268	0,002	0,005
PC/A	Coef. Corr.	-0,217	0,008	-0,615	-0,667	-0,567	0,013	0,031	-0,13	0,309
	Sig.	0	0,752	0	0	0	0,604	0,2	0	0
D/Ac	Coef. Corr.	0,173	-0,178	0,24	0,167	0,283	-0,228	-0,039	-0,017	0,032
	Sig.	0	0	0	0	0	0	0,113	0,491	0,192
AC/A	Coef. Corr.	0,166	-0,221	-0,032	0,26	-0,084	0,239	0,05	-0,172	0,395
	Sig.	0	0	0,196	0	0,001	0	0,04	0	0

Tabela 3 (Continuação)

<b>Variável</b>		<b>GEno</b>	<b>D/A</b>	<b>FM</b>	<b>CD</b>	<b>CF/A</b>	<b>EAF</b>	<b>PC/A</b>	<b>D/Ac</b>	<b>AC/A</b>
ROA	Coef. Corr.									
	Sig.									
GEO	Coef. Corr.									
	Sig.									
AF	Coef. Corr.									
	Sig.									
LG	Coef. Corr.									
	Sig.									
Solv	Coef. Corr.									
	Sig.									
PMR	Coef. Corr.									
	Sig.									
RLV	Coef. Corr.									
	Sig.									
Id	Coef. Corr.									
	Sig.									
RA	Coef. Corr.									
	Sig.									
GEno	Coef. Corr.	1								
	Sig.									
D/A	Coef. Corr.	-0,059	1							
	Sig.	0,016								
FM	Coef. Corr.	-0,36	0,303	1						
	Sig.	0	0							
CD	Coef. Corr.	-0,285	0,301	0,264	1					
	Sig.	0	0	0						
CF/A	Coef. Corr.	-0,185	0,241	0,263	0,832	1				
	Sig.	0	0	0	0					
EAF	Coef. Corr.	0,037	-0,032	0,003	-0,093	0,033	1			
	Sig.	0,131	0,186	0,906	0	0,181				
PC/A	Coef. Corr.	0,757	-0,092	-0,55	-0,317	-0,213	0,064	1		
	Sig.	0	0	0	0	0	0,009			
D/Ac	Coef. Corr.	-0,164	0,822	0,065	0,311	0,221	-0,045	-0,205	1	
	Sig.	0	0	0,008	0	0	0,068	0		
AC	Coef. Corr.	0,272	0,276	0,607	-0,009	0,056	0,038	0,269	-0,103	1
	Sig.	0	0	0	0,71	0,022	0,117	0	0	

No sentido inverso, com correlação negativa, destacam-se as variáveis liquidez geral e passivo circulante/ativo. O rácio de passivo circulante/ativo apresenta ainda uma correlação negativa com a autonomia financeira, assim como com o rácio de solvabilidade. É ainda de realçar a correlação negativa entre a autonomia financeira e o grau de endividamento não oneroso.

## CAPÍTULO IV - METODOLOGIA

Para elaborar um modelo de *credit scoring* revela-se necessário analisar dados históricos sobre os créditos concedidos, nomeadamente, o cumprimento/incumprimento das obrigações decorrentes desses financiamentos, de forma a determinar quais as características do cliente que permitem prever o incumprimento (Mester, 1997).

De acordo com Mester, 1997, devem ser consideradas entre 50 a 60 variáveis para desenvolvimento de um modelo de *credit scoring*, no entanto, apenas entre 8 a 12 variáveis acabam por fazer parte do modelo final de análise do risco de crédito.

São vários os métodos estatísticos que podem ser utilizados para desenvolver um modelo de *credit scoring*, por exemplo, modelos de probabilidade linear, modelos *logit* (regressão logística), *probit*, ou outros que surgiram mais tarde como as redes neuronais (Mester, 1997).

Para estimação deste modelo será utilizado o modelo de regressão logística que, de acordo com Bonfim (2006) é um modelo relativamente frequente na literatura sobre risco de crédito. Este modelo é também muito utilizado para prever a probabilidade de falência das empresas, de acordo com Brindescu e Golet (2013).

O objetivo será então apurar, através do método de regressão logística, quais as variáveis que melhor explicam o incumprimento dos clientes da CEMAH e verificar se as conclusões obtidas estão conforme as apuradas pelos outros estudos acerca do tema (conclusões apresentadas no ponto 3.4).

Tal como referido no ponto 3.3, foram desconsideradas algumas das observações recolhidas, de forma a evitar resultados enviesados. Além disso, e de modo a diminuir os valores de assimetria, foram logaritmizadas as variáveis estritamente positivas. De referir, que no estudo realizado por Altman e Sabato (2007), os autores concluíram que o modelo utilizando variáveis logaritmizadas apresenta uma maior capacidade de previsão do que

o modelo com variáveis não logaritmizadas, verificando-se uma grande redução do valor de erros.

Uma vez que o procedimento de logaritmização não pode ser adotado para as variáveis que podem apresentar valores negativos, foi feita a classificação dessas variáveis, transformando os seus valores em valores normalizados entre 0 e 1, tal como no trabalho de Antunes, Gonçalves e Prego (2016). Para apurar o valor normalizado de cada observação, foi definida uma reta utilizando dois pontos, em que o valor mais elevado da variável corresponderia ao valor 1 e o valor mais reduzido corresponderia ao valor 0. Depois de obter o declive, foi então possível atribuir um valor entre 0 e 1 a cada variável, sendo posteriormente o valor 0 corrigido para 0,001, de forma a ser possível aplicar o logaritmo às variáveis classificadas.

#### 4.1 APLICAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA

A regressão logística é a técnica aconselhada quando a variável dependente é nominal dicotómica, podendo as variáveis independentes ser quantitativas ou qualitativas (Maroco, 2007). Assim, a variável dependente  $Y$ , irá assumir um de dois valores (0 ou 1) e haverá um conjunto de  $k$  variáveis independentes  $X$ , escrevendo-se o modelo de uma das seguintes formas:

$$P(Y = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k)}}$$

Ou,

$$P(Y = 1) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k)}}$$

Os coeficientes  $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k)$  são estimados através do método da máxima verossimilhança, que determina os valores dos coeficientes que maximizam a

probabilidade de obter o conjunto de valores observados  $(y_1, y_2, \dots, y_k)$  (Hosmer e Lemeshow, 1989).

Logaritmizando a função, temos que:

$$\ln \left[ \frac{P(Y = 1)}{1 - P(Y = 1)} \right] = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_k X_k$$

A regra de classificação para discriminar entre os dois grupos é:

1. Se  $P(Y = 1) > 0,5$ , então  $Y = 1$
2. Caso contrário,  $Y = 0$

Para aplicação do modelo de Regressão Logística foi utilizado o *software* IBM SPSS, e aplicado o método de seleção *Forward* baseado no rácio de verosimilhanças (*Forward LR*), de forma a que apenas sejam inseridas no modelo as variáveis significativas.

Este método foi também utilizado nos estudos desenvolvidos por Antunes, Gonçalves e Prego (2016), Santos, Vieira e Couto (2015) e Lopes (2014).

No modelo estimado foi utilizada como variável dependente o incumprimento no ano seguinte (aos dados financeiros recolhidos), podendo a variável assumir valor 1 ou 0, consoante haja incumprimento ou cumprimento, respetivamente, e como variáveis explicativas desse incumprimento, as variáveis descritas no ponto 3.4.

## 4.2 ANÁLISE AOS RESULTADOS

Pela análise ao teste do rácio de verosimilhança (Tabela 4) conclui-se que existe pelo menos uma variável independente no modelo com poder preditivo sobre o incumprimento, atendendo que  $\chi^2(6) = 315,244$  e  $p < 0,001$  para o modelo final (após o passo 6).

Tabela 4. Teste do Rácio de Verossimilhança.

		$\chi^2$	df	Sig.
1º Passo	Passo	175,104	1	0
	Modelo	175,104	1	0
2º Passo	Passo	44,159	1	0
	Modelo	219,263	2	0
3º Passo	Passo	32,929	1	0
	Modelo	252,192	3	0
4º Passo	Passo	27,146	1	0
	Modelo	279,338	4	0
5º Passo	Passo	17,049	1	0
	Modelo	296,387	5	0
6º Passo	Passo	18,857	1	0
	Modelo	315,244	6	0

O modelo final apresentado permite explicar 41,5% do incumprimento, conforme se pode observar pelo pseudo- $R^2$  de Nagelkerke para o modelo final (Tabela 5).

Tabela 5. Pseudo- $R^2$ .

Passo	-2 Log likelihood	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
1	719,323	0,099	0,240
2	675,164	0,123	0,297
3	642,235	0,140	0,338
4	615,089	0,154	0,371
5	598,040	0,162	0,392
6	579,183	0,171	0,415

Através da análise ao teste de Hosmer e Lemeshow (Tabela 6) pode-se concluir que o modelo se ajusta aos dados, já que  $\chi^2_{HL}(8) = 4,907$  e  $p = 0,767$ , sendo a previsão do número de incumprimentos próxima do número de incumprimentos efetivamente observados (63 observados e 68,557 esperados), ou seja, não se pode rejeitar a hipótese nula de igualdade entre os incumprimentos observados e previstos.

Tabela 6. Teste de Hosmer e Lemeshow.

Passo	$\chi^2$	df	Sig.
1	51,781	8	0,000
2	3,491	8	0,900
3	3,963	8	0,860
4	4,664	8	0,793
5	6,296	8	0,614
6	4,907	8	0,767

De referir que o modelo classifica corretamente 95,2% das empresas (mais 2,7 pontos percentuais do que o modelo nulo).

No entanto, das 18 variáveis utilizadas no modelo, este apenas selecionou 6 como explicativas do incumprimento, sendo estas apresentadas no Tabela 7, assim como os valores do teste de *Wald* e os valores dos coeficientes (Exp ( $\beta$ )).

Tabela 7. Variáveis consideradas no modelo.

	Variável	$\beta$	Wald	Sig.	Exp( $\beta$ )
Modelo final - Passo 6	log (GEO)	0,319	9,674	0,002	1,376
	log (RA)	-0,533	14,739	0,000	0,587
	log (D/A)	-0,314	23,948	0,000	0,730
	log (AF)	-1,899	18,350	0,000	0,150
	log (CD)	-0,791	11,137	0,001	0,453
	log (EAF)	-0,356	12,229	0,000	0,700
	Constante	-5,769	162,761	0,000	0,003

As variáveis foram selecionadas pelo modelo pela seguinte ordem:

1. Logaritmo da autonomia financeira;
2. Logaritmo da rotação do ativo;
3. Logaritmo do rácio disponibilidades/ativo;
4. Logaritmo da cobertura da dívida;
5. Logaritmo do efeito da alavancagem financeira;
6. Logaritmo do grau de endividamento oneroso.

Nos casos em que o valor do coeficiente é inferior a 1, conclui-se que a probabilidade de incumprimento é menor à medida que o valor da variável aumenta. Pelo contrário, valores de coeficiente superiores a 1 significam que a relação entre a variável analisada e o incumprimento é positiva (quanto maior o valor da variável, maior a probabilidade da empresa entrar em incumprimento).

O modelo obtido pode então ser escrito da seguinte forma:

$$P(\text{Incumprimento}(t) = 1) = \frac{1}{1 + e^{-z(t-1)}}$$

$$z = -5,769 + 0,319 \times \log(GEo) - 0,533 \times \log(RA) - 0,314 \\ \times \log(LQ) - 1,899 \times \log(AF) - 0,791 \times \log(CD) - 0,356 \\ \times \log(EAF)$$

Das variáveis selecionadas pelo modelo, apenas o grau de endividamento oneroso apresenta uma relação positiva com a probabilidade de incumprimento, pelo que quanto maior o valor deste rácio, maior a probabilidade da empresa entrar em incumprimento. Esta foi também a conclusão obtida no estudo de Martinho e Antunes (2012).

Todas as restantes variáveis apresentam uma relação negativa com a probabilidade de incumprimento, tal como era esperado, de acordo com a teoria financeira.

As conclusões obtidas em relação à variável autonomia financeira estão alinhadas com outros estudos sobre o tema, nomeadamente, Bonfim (2006), Bridesco e Golet (2013) e Antunes, Gonçalves e Prego (2016), sendo que este último indica também o rácio disponibilidades/ativo como justificativo do incumprimento e com relação negativa.

Foram também muitos os autores a obter uma relação negativa entre a rotação do ativo e a probabilidade de incumprimento, tal como apurado no presente estudo. São exemplos, Barbosa e Pinho (2017) e Martinho e Antunes (2012).

Quanto à cobertura da dívida, tal como esperado e referido por Barbosa e Pinho (2017), quanto maior a capacidade da empresa de fazer face aos seus compromissos, através de resultados, menor será a probabilidade de incumprimento.

Em relação à variável efeito de alavancagem financeira, esta não foi analisada em nenhum dos estudos consultados, no entanto, tal como esperado, apresenta neste trabalho uma relação negativa com a probabilidade de incumprimento (quanto maior o EAF, menor a probabilidade de incumprimento), uma vez que o efeito de alavancagem é benéfico para o acionista. Contudo, atendendo a que este efeito é obtido através de exposição a capital alheio, é necessário ter atenção para que o valor do passivo não seja excessivo pois, nesse caso, aumentaria a probabilidade de incumprimento como comprovado pela relação positiva do grau de endividamento oneroso com o incumprimento.

Em resumo, conclui-se que de todas as variáveis analisadas, as variáveis estatisticamente relevantes para prever o incumprimento são a autonomia financeira, a rotação do ativo, o rácio disponibilidades/ativo, a cobertura da dívida, o efeito da alavancagem financeira e o grau de endividamento oneroso. O modelo composto por essas 6 variáveis é ajustado aos dados e tem elevado poder preditivo do incumprimento. Devem, portanto, ser estas as variáveis a utilizar pela CEMAH na atribuição de um *score* às empresas solicitadoras de crédito, sendo que das 6 variáveis selecionadas pelo modelo, apenas o grau de endividamento oneroso terá uma relação positiva com o incumprimento.

## CAPÍTULO V – CONCLUSÃO

### 5.1 RESUMO DOS RESULTADOS

Com este estudo, pretendia-se desenvolver um modelo de *credit scoring* para aplicar na concessão de crédito a empresas na CEMAH, existindo para isso a necessidade de apurar as variáveis que melhor explicam o incumprimento por parte desses clientes. Foram utilizados dados financeiros das empresas clientes da CEMAH, com referência ao período entre 2010 e 2015, parte das quais entraram em incumprimento no ano seguinte à informação financeira disponível.

Pela comparação dos valores médios dos rácios das empresas cumpridoras e incumpridoras foi possível, numa primeira fase, perceber que existem de facto diferenças nos valores dos rácios para estes dois grupos, sendo essas diferenças estatisticamente significativas, conforme comprovado pelo teste de *Welch*. Desta análise destacam-se o rácio da rendibilidade do ativo, que apresenta valor médio negativo para as empresas em incumprimento e positivo para as restantes, o grau de endividamento oneroso, que é superior em empresas incumpridoras, e a autonomia financeira e o fundo de maneo que se comportam de forma contrária.

Já na análise realizada à percentagem de empresas em incumprimento no total da amostra, por setor, verificou-se que se evidenciavam, com maiores percentagens de incumprimento, os setores das Outras atividades e da Construção e CRE.

Para o apuramento do modelo final foi utilizado o método de regressão logística e, das 18 variáveis utilizadas no modelo, este selecionou 6 como explicativas do incumprimento, sendo estas a autonomia financeira, a rotação do ativo, o rácio disponibilidades/ativo, o rácio de cobertura da dívida, o efeito de alavancagem financeira e o grau de endividamento oneroso. Todas as variáveis apresentam uma relação negativa

com o incumprimento, à exceção do grau de endividamento oneroso, conforme já era esperado, e de acordo com outros estudos sobre o tema.

O modelo agora desenvolvido classifica corretamente 95,2% das empresas, tendo-se também concluído que se ajusta aos dados, pelo teste de *Hosmer e Lemeshow*.

Contudo, é necessário ter presente que nenhum modelo de *credit scoring* é perfeito, não sendo possível prever com total certeza a existência ou não de incumprimento, até porque empresas com registo de incumprimento podem apresentar melhores rácios do que outras cumpridoras. Ainda assim, esta é sem dúvida uma ferramenta importante para prever o incumprimento e, assim, mitigar o risco de crédito.

## 5.2 LIMITAÇÕES DO ESTUDO

A principal limitação deste trabalho prende-se com o tamanho da amostra, que se considera reduzida quando comparada com a utilizada na maioria dos estudos sobre este assunto, podendo o reduzido número de observações em incumprimento levar a que o modelo estimado não seja o que melhor se ajusta à realidade. Ainda assim, e conforme referido anteriormente, os resultados apresentados correspondem ao que era expectável para cada uma das variáveis selecionadas.

É ainda de referir que, apesar da amostra ser reduzida, atendendo a que os dados utilizados para o desenvolvimento do modelo são da própria instituição em que este será aplicado, o modelo será, à partida, mais adequado a esta do que outro modelo com amostra maior, mas utilizando dados de outras instituições.

## 5.3 INVESTIGAÇÃO FUTURA

Para apurar o modelo de *credit scoring* final pretende-se juntar às variáveis agora determinadas como significativas, outras relativas, por exemplo, ao comportamento dos clientes na instituição ou em todo o sistema bancário e às características da operação

solicitada, atribuindo-se um peso a cada tipo de variável e apurando o *score* final com base na totalidade dessa informação.

Uma vez que os modelos de *credit scoring* devem ser atualizados, pretende-se continuar a recolher observações, aumentando o período histórico em análise e a própria amostra, com o intuito de estimar um novo modelo, que poderá sair beneficiado pelo incremento do número de observações.

Assim, num futuro projeto de investigação sobre a temática em causa, sugere-se a utilização de uma amostra de dimensão maior à agora utilizada, tal como a inclusão de outras variáveis que poderão justificar o incumprimento, por exemplo, variáveis macroeconómicas.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Altman, Edward I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4), 589-609.

Altman, Edward I., Sabato, G. (2007) Modeling credit risk for SMEs: evidence from the US market. *Abacus*, 43: 332-357.

Anderson, R. (2007). *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*. New York: OXFORD University Press Inc., New York.

Antunes, A., Gonçalves, H., Prego, P. (2016). Revisitando probabilidades de incumprimento de empresas. *Revista de Estudos Económicos – Vol 2, N.º2*, Banco de Portugal, 19-45.

Barbosa, L., Pinho, P. (2017). Ciclo operacional e responsabilidades fiscais como determinantes do risco de crédito das empresas. *Revista de Estudos Económicos – Vol 3, N.º3*, Banco de Portugal, 27-65.

Beaver, William H. (1966). Financial Ratios As Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research* Vol. 4, Empirical Research in Accounting: Selected Studies, pp. 71-111.

Bonfim, D. (2006). Fatores determinantes do risco de crédito: o contributo de características das empresas e da envolvente macroeconómica. *Relatório de Estabilidade Financeira - 2006, Banco de Portugal*, 161-177.

Bradley, Don B., Rubach, M. (2002). Trade credit and small business: a cause for business failures?

Brealey, Richard A., Myers, Stewart C., Allen, F. (1997). *Princípios de Finanças Empresariais*. Mcgraw Hill.

Brindescu, Olariu D., Golet, I. (2013). Prediction Of Corporate Bankruptcy In Romania Through The Use Of Logistic Regression. *Annals of Faculty of Economics, University of Oradea, Faculty of Economics*, vol. 1(1), 976-986.

Brites, R. (2013). Análise de dados com IBM SPSS – Mix Essencial para relatórios e teses académicas.

Calin, Adrian C., Popovici, Oana C. (2014). Modeling Credit Risk Throught Credit Scoring. *Internal Auditing & Risk Management IX*, N° 2(34).

Chen, M., Huang, S. (2003). Credit Scoring and Rejected Instances Reassigning Through Evolutionary Computation Techniques. *Expert Systems with Applications*, 24, 433-441.

Falkenstein, E. (2002). Credit Scoring for Corporate Debt. Em: Ong, Michael K. (ed.) *Credit Ratings: Methodologies, Rationale, and Default Risk*, 169-188. Risk Books: London.

- Hosmer, David W., Lemeshow, S. (1989). *Applied Logistic Regression*. John Wiley & Sons. New York.
- IFB (2016). *Análise Económico-Financeira de Empresas*. Instituto de Formação Bancária IFB, Departamento de Formação Profissional – Área de Formação Presencial, IFB/APB, Lisboa.
- Johnson, R.W. (2004). Legal, Social and Economic Issues in Implementing Scoring in the United States. Em Thomas, Lyn C., Edelman, David B., Crook, Jonathan N. *Readings in Credit Scoring: Recent Developments, Advances, and Aims*, 5-15 Oxford University Press.
- Lopes, João Paulo O. (2014). *Previsão de Falência de Pequenas e Médias Empresas*. Tese de Mestrado em Finanças e Fiscalidade. Faculdade de Economia, Universidade do Porto.
- Neves, João C., Silva, João M. (1998). *Modelos de Risco de Incumprimento à Segurança Social*. ISEG – *Fundação para a Ciência e Tecnologia*.
- Maroco, J. (2007). *Análise Estatística Com Utilização do SPSS (3ª Edição)*. Lisboa: Edições Sílabo.
- Martinho, R., Antunes, A. (2012). Um modelo de *scoring* para as empresas Portuguesas. *Relatório de Estabilidade Financeira – Novembro 2012, Banco de Portugal*, 117-131.
- Martins, Ana I., Berenguer, A., Carruna, C. (2007). A utilidade dos rácios nas instituições financeiras. *Revista dos Algarves*, nº15.
- Mester, Loretta J. (1997) What's the Point of Credit Scoring. *Federal Reserve Bank of Philadelphia*.
- Rhyne E. (2001). Mainstreaming Microfinance: How Lending to the Poor Began, Grew, and Came of Age in Bolivia.
- Santos, Joaquim N., Vieira, Elisabete S., Couto, Joana C. (2015). Determinantes da mortalidade das PME Portuguesas. *Estudos do ISCA – Série IV – N°11*.

**UNIVERSIDADE DOS AÇORES**  
**Faculdade de Economia e Gestão**

Rua da Mãe de Deus  
9500-321 Ponta Delgada  
Açores, Portugal