



Modelo de Previsão de Insolvências – Micro e PME's Nacionais

por

António Alberto Silva Salvador

Dissertação de Mestrado em Finanças

Orientada por:

Professor Doutor Júlio Fernando Seara Sequeira da Mota Lobão

2013

Nota Biográfica

António Alberto Silva Salvador nasceu a 27 de Fevereiro de 1986, na cidade de Ovar.

No ano de 2003/2004 terminou o 12.º ano do curso Económico-Social na Escola Secundária Júlio Dinis em Ovar. Ingressou em 2004 na licenciatura em Gestão, na Faculdade de Economia do Porto, a qual concluiu em 2008, com média final de 13 valores. No 4º ano letivo realizou parte dos estudos na *INSEEC Business School* em Paris, França, ao abrigo do programa de mobilidade Erasmus.

A carreira profissional inicia-se no Banco Espírito Santo em Outubro de 2008, onde desempenha atualmente a função de Gestor de Empresas.

Nos anos letivos de 2009/2010 e 2010/2011, frequentou e concluiu com êxito a parte curricular do Mestrado em Finanças, no âmbito do qual é apresentada a presente dissertação.

RESUMO

Em Portugal, no atual contexto da crise financeira, que se traduz na diminuição do financiamento às famílias e empresas e no elevado número de insolvências, constata-se um aumento no interesse pela previsão de insolvência empresarial e modelos de *rating*.

Neste âmbito, pretendemos determinar a existência de variáveis capazes de prever a probabilidade de insolvência das empresas, considerando uma amostra de 100 empresas, Micro, Pequenas e Médias Empresas (PME's) nacionais, tendo a análise incidido nos relatórios de contas destas entidades nos períodos de 2005 a 2011.

Definimos um conjunto de indicadores económico-financeiros que julgamos pertinentes para o estudo da insolvência e, seguidamente aplicamos aos referidos indicadores, o modelo de regressão logística binária.

Os resultados mostram que há diferenças significativas entre a probabilidade de uma empresa ter sucesso e ter dificuldades, sendo que o rácio que se mostrou particularmente importante para a previsão de insolvência foi o rácio de custos financeiros sobre vendas. As empresas que apresentavam maiores valores para este rácio incorriam numa maior probabilidade de insolvência, sendo que este apresenta um grau de significância considerável, com um *p-value* de 0,006.

Os resultados obtidos pelo modelo demonstraram ser adequados para distinguir empresas quanto ao seu desempenho e solidez, consequentemente prever a insolvência com um período de 2 anos de antecedência.

Palavras-chave: Risco de Crédito, Previsão de Insolvência, *Rating*; Regressão Logística Binária

ABSTRACT

In Portugal, at the current context of financial crisis, which results in the decrease of loans to households and businesses as the high number of insolvencies, whose has been an increasing interest in predicting corporate insolvency and rating models.

In this context, we intend to determine the existence of variables able to predict the probability of insolvency of companies considering a sample of 100 companies, micro, small and medium companies and have a focused analysis on the statement of accounts of these entities for the periods 2005 to 2011, highlighting the economic and financial indicators.

We define a set of economic and financial indicators that we consider relevant for the study of insolvency, and then applied to these indicators, the binary logistic regression model.

The results show that there are significant differences between the probability of a company to succeed and default, and the ratio that was particularly important for the prediction of insolvency was the ratio of financing costs on sales. Companies that had higher values for this ratio were liable to a higher probability of default, and this presents a considerable degree of significance, with a p -value of 0,006.

The results obtained by the model proved to be adequate to distinguish companies on their performance and robustness, consequently predict insolvency with a period of 2 years in advance.

Keywords: Credit Risk, Prediction of Insolvency, Rating, Binary Logistic Regression

Índice

1. Introdução.....	1
2. Revisão de Literatura	3
2.1. Crédito	3
2.2. Análise de Crédito	5
2.3. Os C's do Crédito.....	6
2.4. Estudos desenvolvidos para a avaliação do Risco de Crédito.....	7
2.5. Modelos de Rating.....	11
3. Questões de Investigação e Metodologia	14
3.1. Natureza e Seleção da Amostra	14
3.2. Regressão Logística Ordinal Binária.....	15
3.3. As Variáveis consideradas no Modelo	19
4. Resultados do Estudo Empírico.....	27
4.1. Modelo Logístico	27
4.2. Testes ao Modelo	28
4.2.1. Grau de Confiança do Modelo.....	29
4.2.2. Teste de Wald	30
4.2.3. Medida P-Value.....	30
4.2.4. Teste de Correlação de Pearson	31
4.2.5. Teste de Hosmer- Lemeshow	32
4.2.6. Medida Cox-Shell R^2	32
4.2.7. Relação entre a dimensão da empresa e a variável dependente	33
5. Conclusões.....	34
6. Referências Bibliográficas	36
7. Anexos	39
Anexo 1- Lista de Setores de Atividade.....	39
Anexo 2- Distribuição Geográfica da Amostra.....	40
Anexo 3- Dados utilizados para a previsão do modelo	41
Anexo 4 – Correlação de Spearman	43
Anexo 5- Correlações de Pearson	44

Índice de Tabelas

Tabela 1 – Variáveis consideradas no Modelo	20
Tabela 2 - Análise extraída através do SPSS 20.....	28
Tabela 3 – Grau de Confiança do Modelo	29
Tabela 4 – Teste de Hosmer – Lemeshow	32
Tabela 5 – Medida Cox- Shell R^2	32

1. Introdução

A decisão de um banco conceder crédito a um cliente tem subjacentes diversos critérios, sendo o principal o Risco de Crédito, definido como a probabilidade do tomador ou contraparte do empréstimo, não cumprir com as suas obrigações de pagamento contratuais. O não cumprimento destas obrigações contratuais é chamado de *default*.

Segundo Caouette *et al.* (1998), a procura por mecanismos mais eficientes de gestão das operações de crédito representa um dos principais problemas enfrentados pelas instituições financeiras desde o início da sua atividade, na cidade italiana de Florença, há mais de 700 anos.

Os diversos bancos desenvolveram sistemas internos de notação de *rating*, homologados pelos reguladores de forma a poder medir o risco de determinado cliente, podendo desta forma, definir a consequente concessão de crédito, garantias, preço e a adequação dos níveis de capital para adequar às probabilidades de *default*.

Na origem dos modelos estão variáveis como as características dos devedores e as condições económicas e de mercado.

A necessidade de gestão do risco de crédito tornou-se uma indispensabilidade tanto para a banca, como para empresas não financeiras, onde a utilização de serviços de classificações de *rating* e recolha de informações sobre clientes é prática corrente.

McNulty e Davis (2000) colocam a questão se será prudente emprestar a uma pequena/média empresa. Na medida em que as margens de lucro tendem a ser maiores nestes empréstimos quando comparados com as grandes empresas, permitindo igualmente uma maior diversificação da carteira de crédito, os analistas respondem afirmativamente à questão.

No entanto, são também estas PME's, as empresas que mais depressa desaparecem do mercado, sendo a seletividade a chave para o sucesso dos créditos concedidos a estas empresas.

Segundo o INE, em Portugal, no exercício findo em 2008, as PME’s representavam 99,7% do tecido empresarial, geravam 72,5% do emprego e transacionavam 57,9% do volume de negócios nacional.

Dada a importância das Micro e PME’s em Portugal, o nosso trabalho tem dois objetivos: criar um modelo de previsão de insolvências com 2 anos de antecedência para as mesmas e identificar quais as variáveis mais importantes para prever as insolvências.

Esse modelo tem por base modelos de *credit scoring* e modelos de *rating* e é constituído por variáveis que resultam de rácios económico-financeiros retirados das demonstrações financeiras das empresas definidas na amostra, sendo a amostra constituída por 100 empresas, Micro e PME’s Nacionais.

A presente dissertação encontra-se disposta em cinco capítulos.

O primeiro capítulo é uma introdução sobre a generalidade das Micro e PME’s, os objetivos da dissertação e a estrutura da mesma. Após esta breve introdução enquadrámos no segundo capítulo, a revisão literária, pretendendo-se de modo sucinto, resumir estudos e trabalhos nesta matéria e decompor os princípios da análise de crédito, explicando o que é a análise subjetiva e objetiva, enumerando os c’s do crédito, fundamentais em qualquer análise de crédito. No terceiro capítulo é apresentada a metodologia utilizada, a seleção da amostra, as técnicas estatísticas aplicadas e indicadores selecionados para o estudo. O quarto capítulo consiste na apresentação dos resultados e testes aos modelos e variáveis principais. No quinto capítulo é apresentada uma súmula do trabalho realizado nos anteriores capítulos e extraíam-se as mais importantes conclusões bem como sugestões para trabalhos futuros.

2. Revisão de Literatura

No presente capítulo, pretende-se apresentar a literatura mais relevante relativa ao crédito, a sua análise e riscos, salientando os aspetos considerados essenciais para a compreensão do tema em discussão.

Para o efeito, inicia-se a revisão de literatura com a definição de crédito, risco de crédito e métodos de análise.

Tendo presente que no âmbito do presente trabalho, se procura desenvolver um modelo de previsão de insolvências assente em modelos de *rating* para tomada de decisão na concessão de crédito, dedicamos um subcapítulo a este tema.

2.1. Crédito

Existe um grande número de definições para o termo crédito ou operação de crédito, contudo, é importante conhecer o seu sentido etimológico. A palavra crédito deriva do latim *créditu*, que significa “eu acredito” ou “confio”. A confiança que uma pessoa hoje se compromete a cumprir com uma obrigação futura.

Segundo Schrickel (2000), crédito é todo o ato de vontade ou disposição de alguém de destacar ou ceder, temporariamente, parte do seu património a um terceiro, com a expectativa de que a parcela volte à sua posse integralmente, após decorrido o tempo estipulado. Esta parte do património pode ser materializada por dinheiro (empréstimo monetário) ou bens (empréstimo para uso ou venda com pagamento parcelado, ou a prazo).

Conforme Silva (2000), numa instituição financeira bancária as operações de créditos constituem o seu próprio negócio. Dessa forma, o banco empresta dinheiro ou financia bens ao cliente, funcionando como “intermediário financeiro” porque os recursos que aplica são captados no mercado por meio dos depósitos efetuados por milhares de clientes, os depositantes.

A concessão de crédito num banco consiste em emprestar dinheiro, isto é, colocar à disposição do cliente determinado valor monetário em determinado momento, mediante

a promessa de pagamento futuro. A taxa de juro será a retribuição por essa prestação de serviço cujo recebimento poderá ser antecipado, periódico ou mesmo no final do prazo, juntamente com o capital emprestado.

O aumento de operações de crédito numa sociedade pode introduzir dinâmica no plano económico, representando este um importante papel tanto para governos, empresas e famílias, na medida em que permite a construção de infraestruturas, estímulo do consumo, entre outros. Contudo, se não existirem metodologias eficazes de previsão de *default* e controlos no processo de concessão de crédito, as mesmas operações de empréstimo podem levar a economia a um processo de contração associado à retração das fontes financiadoras.

Desta forma, um melhor entendimento e aperfeiçoamento do processo de gestão do risco de crédito devem levar a uma expansão dos níveis de crédito concedido como consequência do maior grau de certeza das instituições bancárias quanto às perdas nos financiamentos.

O risco de crédito encontra-se estritamente associado à probabilidade de *default* dos clientes em relação ao reembolso dos créditos, originando a perda total ou parcial destes. Este risco refere-se ainda à possibilidade de redução da capacidade creditícia e de reputação dos clientes. Os mercados financeiros penalizam a redução da capacidade de reembolso de um mutuário, quer pela via do aumento das taxas de juro, quer através da redução do valor da cotação das suas ações, ou ainda pela alteração da notação de *rating*.

O risco de crédito pode ser dividido em:

- a) Risco de incumprimento, quando o devedor não cumpre com uma determinada cláusula contratual.
- b) Risco-país ou soberano, que se verifica quando um país não honra uma dívida por questões económicas ou políticas, ou um conjunto de entidades de um país serem incapazes de pagar os empréstimos nas datas contratadas. Pode ser considerado em primeiro lugar como soberano quando o devedor é uma entidade estatal ou entidades por ele garantidas, podendo ser ineficazes as ações legais para o cumprimento atempado da obrigação alegando razões de soberania. Em segundo lugar, de transferência, quando os devedores residentes apresentam uma incapacidade

generalizada de liquidar as suas obrigações, nomeadamente face à incapacidade de aceder a divisas para o efeito:

- c) De liquidação (ou de *clearing*), quando a troca efetiva de fundos ou outro ativo é inviabilizada.

2.2. Análise de Crédito

O objetivo do processo de análise de crédito é o de averiguar a compatibilidade do crédito solicitado com a capacidade financeira do cliente.

A análise de crédito envolve a capacidade de fazer uma decisão de crédito dentro de um cenário de incertezas e consoante mutações e informações incompletas. Esta habilidade depende da capacidade de analisar logicamente situações, não raras, complexas, e chegar a uma conclusão clara, prática e factível de ser implementada (Schrickel, 2000).

A incerteza e a regulação bancária têm levado os bancos a elaborarem modelos, para as probabilidades de não pagamento. O objetivo central dos modelos é obter um conjunto de parâmetros que demonstrem a probabilidade de um devedor cumprir a dívida. A partir destes modelos, os bancos estarão capacitados a decidir pela concessão (ou não) do crédito.

Segundo Caouette *et al.* (1998), os modelos de análise de crédito, mesmo os mais sofisticados, representam sistemas especializados que dependem sempre do julgamento subjetivo dos analistas de crédito. Os autores observam que a análise clássica do crédito apresenta diversos problemas, sendo o principal, o grande custo de manutenção decorrente da necessidade de ter constantemente profissionais qualificados para que se possam tornar especialistas.

Para efetuar a avaliação do risco de crédito, os bancos recorrem ao uso de duas técnicas de análise: análise técnica subjetiva e a técnica objetiva ou estatística.

2.3. Os C's do Crédito

Para Scherr (1989), o modelo mais tradicional da análise subjetiva de organização sobre a possibilidade de pagamento de um cliente é caracterizado por cinco aspetos, sendo designados como os “ 5 C's do crédito” - Carácter, Capacidade, Capital, Colateral e Condição, que serão seguidamente explicados:

O Carácter representa o histórico de pagamentos dos compromissos financeiros e contratuais. Para análise deste critério é indispensável que existam informações históricas do cliente (internas e externas ao banco) que evidenciem intencionalidade e pontualidade na amortização de empréstimos. Para a avaliação deste aspeto, é tido em consideração a pontualidade nos compromissos anteriores, a tradição de pagamento e as restrições existentes sobre o seu nome.

A Capacidade caracteriza o potencial financeiro para honrar os compromissos. Para Gitman (2006) significa a capacidade do requerente de ressarcir o crédito solicitado. Análises de demonstrações financeiras, com particular ênfase na liquidez e no endividamento, são usados para avaliar a capacidade do requerente.

O Capital é representado pela solidez patrimonial ou saúde económico-financeira do devedor. Nesse item, em geral, é avaliado o balanço da empresa, mais especificamente os rácios de endividamento e liquidez.

O Colateral designa as garantias adicionais oferecidas pelo devedor para atendimento das exigências do banco. Devem ser aplicados nos colaterais os mesmos procedimentos de avaliação de crédito. Em geral, as garantias ultrapassam o próprio valor da dívida para proteger os credores contra problemas associados à liquidez/depreciação dos ativos garantidos.

A Condição são os fatores económicos e setoriais que podem fazer aumentar ou diminuir o risco do cliente. Normalmente são compostos pela política adotada pelo governo, conjuntura internacional, concorrência, fatores regionais e eventos naturais.

Apesar dos fatores não serem controlados pelos devedores, afetam de maneira importante as suas capacidades de cumprimento do serviço da dívida.

Silva (2000), identifica um sexto C, “Conglomerado”, sendo que este consiste que a análise de risco de crédito, não se restringe à avaliação a uma empresa específica, mas sim ao grupo económico em que esta se insere.

A análise objetiva ou estatística de crédito está atualmente implementada em todo o tipo de bancos, na medida em que a essência de um banco é a gestão de riscos. É sobre a orientação da política de crédito definida pela Administração, que se utilizam as mais diversas técnicas no sentido de se estabelecer o grau de risco assumido pelas instituições.

2.4. Estudos desenvolvidos para a avaliação do Risco de Crédito

Vários autores desenvolveram modelos e fórmulas, para que com os dados financeiros das empresas, chegassem a conclusões sobre a qualidade do crédito concedido a estas últimas. Na generalidade destes trabalhos foram utilizados os dados do balanço. A análise discriminante era a utilizada para o tratamento desses dados e então chegava-se ao peso ponderado de cada um desses rácios financeiros.

O estudo de J.Fitz Patrick (1932) foi realizado com a seleção aleatória de 19 empresas insolventes no período de 1920 e 1929, sendo comparadas com 19 empresas bem-sucedidas, nos Estados Unidos da América. O objetivo era detetar quais as diferenças existentes nos rácios financeiros dos 2 grupos de empresas. Concluiu-se que os rácios das empresas bem-sucedidas superavam, em grande parte dos casos, os rácios das empresas insolventes. Neste estudo, foram considerados como rácios mais significativos o Capital Próprio sobre Passivo ($\text{Capital Próprio/Passivo}$) e Resultado Líquido do Exercício sobre Capital Próprio ($\text{RLE/Capital Próprio}$).

Em 1935, nos EUA, Winakor e Smith desenvolveram um trabalho que considerou 183 empresas insolventes no período de 1923 a 1931. Foram estudados os 10 anos que antecederam as falências dessas empresas. Foram computados 21 rácios baseados nas demonstrações financeiras e concluiu-se que à medida que se aproximava o ano da

falência havia uma deteriorização desses rácios. Relativamente aos rácios financeiros, o preditor da falência foi o rácio Working Capital sobre Ativo (WC/Ativo).

Em 1945, Charles L. Mervin desenvolveu um estudo e examinou três tipos de rácios e concluiu que o melhor indicador de falência foi o rácio Working Capital sobre Ativo Total (WC/Ativo), como aconteceu no estudo realizado por Winakor e Smith.

O trabalho de Tamari em Israek, no ano de 1960, foi o primeiro a fazer uma ponderação de todos os rácios com o objetivo de prever insolvências das empresas. Nos seis rácios utilizados foram atribuídos pesos com a soma total de 100. A pontuação de crédito era obtida pelo somatório da multiplicação desses pesos pelos seus respetivos rácios. O maior peso foi dado ao rácio Capital Próprio sobre o Passivo Total, considerados como um dos melhores indicadores para prever a falência, como verificado por J.Fitz Patrick (1932).

Um dos autores mais citados neste tema é Beaver 1966 que realizou um estudo nos EUA, onde foi selecionada uma amostra de 79 empresas insolventes do serviço de dívida, sendo recolhidos os dados relativamente à política de dividendos e o *default* junto dos detentores de dívida, entre 1954 e 1964. Comparou-se essa informação com informação recolhida de empresas com boa performance do mesmo setor e volume de ativo. As demonstrações financeiras das empresas insolventes foram agrupadas por ano, durante 5 anos antes da insolvência e comparadas com as do grupo das empresas solventes. Foram considerados como rácios mais significativos: *Cash Flow* Operacional sobre Dívida Total, Resultado Líquido sobre Ativo Total, Passivo Total sobre Ativo Total, Fundo de Maneio sobre Ativo Total, Liquidez Corrente, Capital Circulante menos Stocks sobre Gastos Operacionais Previstos.

Beaver (1966) concluiu, que com apenas dois rácios, *Cash Flow* Operacional sobre Passivo Total e Resultado Líquido sobre Ativo Total, o erro de classificação da amostra foi de apenas 13% para um ano antes da falência.

No ano de 1968, Eduard Altman publica um artigo no “Journal of Finance” intitulado “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, que se tornou uma referência na análise de informação e previsão de falências. Com este artigo o autor pretendia demonstrar a importância da capacidade analítica e preditiva de rácios contabilísticos, sendo exemplo ilustrativo a capacidade preditiva dos rácios contabilísticos no que respeita à previsão de falências.

A técnica estatística utilizada por Altman (1968) foi a análise discriminante multivariada, em detrimento das técnicas de regressão. Os dois grupos de amostras utilizadas por Altman (1968) eram compostos por 33 empresas dos EUA, de média dimensão, sendo o primeiro grupo composto por empresas industriais insolventes entre os anos de 1946 e 1965, e o segundo grupo composto por empresas seleccionadas aleatoriamente e que à data do estudo ainda se mantinham ativas.

A função inicialmente encontrada por Altman (1968) foi:

$$Z = 0,12x_1 + 0,14x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,0999x_5 \quad (1)$$

Sendo:

Z = Z-Score Altman

x_1 = (Ativo Circulante – Passivo Circulante) / Ativo Total

x_2 = Resultados Transitados / Ativo Total

x_3 = Resultados Antes dos Juros e Impostos / Ativo Total

x_4 = Valor de Mercado do Capital Próprio¹ / Passivo Total

x_5 = Vendas / Ativo Total

Em 1978, no Brasil, Stephen C. Kanitz, efetua um estudo onde utiliza a análise discriminante e constrói o designado Termómetro de Insolvência, seguindo a linha

¹ Valor de Mercado do Capital Próprio = número de ações x preço de mercado das ações

semelhante ao trabalho de Altman (1968). Este apresenta a forma de cálculo do fator de insolvência (FI), como:

$$FI = 0,05x_1 + 1,65x_2 + 3,55x_3 - 1,064x_4 + 0,33x_5 \quad (2)$$

Onde:

FI = Fator de Insolvência

x_1 = Resultado Líquido/Capital Próprio

x_2 = (Ativo Circulante + Ativo de longo prazo) /Passivo Total

x_3 = (Ativo Circulante - Stocks) /Passivo Circulante

x_4 = Ativo Circulante/Passivo Circulante

x_5 = Passivo Total/Capital Próprio

Pelo Termómetro de Insolvência idealizada por Kanitz, um FI entre 0 e 7 a empresa está na faixa de solvência; de -3 a 0 está no intervalo de indefinição; de -7 a -3 estará na zona de insolvência.

O autor Alberto Matias (1978) efetuou um estudo no mercado brasileiro, onde utilizou a análise discriminante, com uma amostra de 100 empresas de diversos ramos de atividade, sendo 50 solventes e 50 insolventes. Segundo Matias, o rácio de endividamento representa com qualidade a situação financeira de 93 entre 100 empresas. A função discriminante encontrada depois de testados diversos índices foi:

$$Z = 23,792x_1 - 8,260x_2 + 8,868x_3 - 0,764x_4 + 0,353x_5 + 9,912x_6 \quad (3)$$

Sendo:

Z = Previsão de Insolvência

x_1 = Capital Próprio/Ativo Líquido

x_2 = Financiamentos e Empréstimos Bancários/Ativo Circulante

$x_3 = \text{Fornecedores/Ativo Total}$

$x_4 = \text{Ativo Circulante/Passivo Circulante}$

$x_5 = \text{Resultado Operacional/Margem Bruta}$

$x_6 = \text{Disponibilidades/Ativo Total}$

O ponto crítico definido neste modelo é 0,5. As organizações com índices de solvência maiores que esse valor são consideradas como solventes e as que obtiverem índices menores que 0,5 são classificadas como insolventes.

O autor Ohlsin (1980), recorrendo à regressão logística, desenvolveu um modelo probabilístico de falências. Utilizando uma amostra de 105 empresas insolventes e 2.058 solventes, o estudo foi considerado pioneiro face ao método e amostra representativa da população. Em termos de poder preditivo, o autor assume que os resultados obtidos ficam aquém dos obtidos por modelos anteriores.

Em 1982, Richard Taffler conduziu em estudo de previsão de falências de empresas no Reino Unido, aplicando rácios contabilísticos e a análise discriminante. A inovação da sua investigação residiu na combinação dos seguintes fatores: a amostra de empresas que não faliram incluía empresas com características semelhantes às empresas que faliram, o que poderia classificar erradamente uma empresa não insolvente numa empresa insolvente e a análise de custos inerentes à previsibilidade do modelo. Do seu trabalho, Taffler quis realçar principalmente a eficácia e aplicabilidade da ferramenta analítica que se encontra ao dispor dos decisores, revestindo a mesma de um carácter comercial.

2.5. Modelos de Rating

As análises subjetivas e objetivas do risco de crédito estão na base para o desenvolvimento de modelos de *rating* e de *credit scoring*. No caso dos modelos de *rating* estes atribuem uma classificação ao contraente, podendo ser aplicada ao curto ou médio/longo prazo mediante a probabilidade esperada de perda.

Segundo Moddy's (2006), os *ratings* de crédito são medidas ordinais obtidas através da perda esperada para um dado ciclo. Como tal, os *ratings* de crédito têm base na atual capacidade financeira do emitente, na medida em que incorporam expectativas de desempenho futuro, mas não apenas o desempenho emissor, mas da indústria e da economia em geral.

O *credit scoring* segundo Saunders (2000) é o tipo de modelo encontrado em praticamente todas as formas de análise de crédito, desde avaliações para concessão de crédito direto ao consumidor até empréstimos comerciais. A ideia básica é identificar através de técnicas estatísticas, os principais fatores que determinam a probabilidade de *default*.

Existem diferentes tipos de modelos de *scoring* de crédito, nomeadamente os modelos de *scoring* de aceitação e os modelos de *scoring* comportamental. De acordo com Thomas (2000), a diferença essencial que existe entre estes dois modelos reside no facto de, no caso dos modelos de *scoring* comportamental, a instituição financeira já conhece o cliente.

Para Caouette *et al.* (1998) um dos modelos de *credit scoring* mais utilizados na análise de crédito de clientes empresas é o método multivariado de pontuação de Z de Altman (1968). A partir deste método é possível estabelecer um valor crítico de Z abaixo do qual os empréstimos comerciais seriam classificados como rejeitados. No estudo inicial de Altman (1968) esse valor é de aproximadamente 1,81.

Bancos e outras entidades financeiras, procuram maximizar os seus lucros, o que requer precisão na avaliação do seu *portolio* de crédito e o risco associado ao mesmo. Basileia II impõe regras específicas sobre a avaliação do risco, e também preconiza a aplicação de *ratings* de classificação de carteiras de clientes e o estabelecimento de rácios de capital e solvabilidade exigidos para cobrir possíveis perdas financeiras. Previne-se assim situações que coloquem em causa a estabilidade financeira da instituição e do próprio setor.

Desde as investigações de Beaver (1966) e Altman (1968), que a previsão de falências com recurso a dados de empresas tem sido estudada ativamente por académicos e profissionais. Este campo da gestão do risco continua bastante ativo devido às

exigências normativas, como Basileia II, bem como pela própria evolução do setor financeiro.

Em Portugal nos trabalhos desenvolvido por Correia (2012), o autor tendo por base a regressão logística e o setor da construção civil, com uma amostra de 300 empresas, 150 não insolventes e 150 insolventes, identificou uma correlação positiva entre o grau de endividamento e a ocorrência de insolvência. Importa ainda referir o trabalho de Mata (2012) onde o autor identifica que o melhor método para a construção de um modelo de *rating* é a regressão logística, salientando a importância da utilização de variáveis qualitativas, como a capacidade de gestão, diversificação de mercados/clientes, entre outros, como fator que contribui para uma melhoria dos resultados obtidos pelo modelo.

3. Questões de Investigação e Metodologia

O estudo de Mata (2012) para avaliação do risco de crédito incluía fatores de natureza qualitativa das empresas, como a capacidade de gestão, diferenciação de produtos, entre outros. Neste trabalho, restringimos a análise aos indicadores económico- financeiros.

O objetivo deste estudo visa assim a construção de um modelo de previsão de insolvências com a antecedência de 2 anos, que permita com base num conjunto de indicadores económico-financeiros, distinguir empresas no que respeita à sua qualidade intrínseca, e assim permitir classificar riscos, e consequentemente aferir probabilidades de insolvência, num período de 2 anos antes da mesma ser declarada.

O modelo de risco de insolvência foi desenvolvido com a utilização da técnica estatística -Regressão Logística Ordinal Binária.

3.1. Natureza e Seleção da Amostra

No que respeita à metodologia utilizada na escolha da amostra, optou-se pela construção de uma base de dados, sendo a amostra estruturada com base num conjunto de empresas, consideradas Micro e PME's, e tendo por base as demonstrações financeiras do período entre 2005 e 2011, sendo que as empresas declararam insolvência entre 2007 e 2013.

A amostra utilizada é constituída por 100 empresas distribuídas por Micro e PME's, não existindo uma predominância setorial ou geográfica conforme dados setoriais e regionais da amostra referidos no **Anexo 1** e **Anexo 2**. Foi dada relevância aos indicadores económico-financeiros retirados das demonstrações, conforme dados divulgados no **Anexo 3**.

Durante os testes das variáveis e do modelo foram retiradas da amostra 13 empresas, por já se apresentarem em situação de falência técnica, dois anos antes da insolvência, uma vez que os capitais próprios negativos condicionavam os indicadores do modelo.

Os elementos contabilísticos e informação sobre empresas insolventes foram retirados do observatório *racius*, disponível em www.racius.com, através das demonstrações financeiras da amostra, tendo esses elementos sido tratados por forma a obter os rácios analisados conforme **Anexo 3**.

3.2. Regressão Logística Ordinal Binária

Este tipo de regressão é uma técnica de análise multivariada, apropriada para as situações nas quais a variável dependente é binária. O objetivo desta técnica é conceber uma função matemática cuja resposta permita estabelecer a probabilidade de uma observação pertencer a um grupo previamente determinado, em razão do comportamento de um conjunto de variáveis independentes. Os coeficientes estimados pelo modelo de regressão indicam a importância de cada variável independente para a ocorrência do evento.

O modelo de regressão ordinal é útil para modelar a probabilidade de um evento ocorrer como função de outros fatores. É um modelo linear generalizado que usa como função de ligação a função *logit*.

Muitas das variáveis de estudo (variável explicada) nas ciências sociais e humanas são ordinais. Com frequência, a variável dependente toma valores discretos, ou categorias, ordenáveis mas cuja distância entre elas não é conhecida, nem tão pouco constante. Ao aplicarmos a regressão logística em trabalhos desenvolvidos na área económica, é frequente considerar o grau de risco ou a produtividade numa escala, por exemplo, como reduzida, média ou elevada, ou então classificando nominalmente.

Em termos analíticos, as classes das variáveis ordinais são geralmente codificadas com valores inteiros de 1 ao número de classes, se bem que para um número de classes elevadas (pelo menos sete) a regressão linear possa ser utilizada com alguns cuidados. Em amostras grandes, na maior parte dos casos, a utilização da regressão linear com variáveis dependentes ordinais pode produzir resultados incoerentes ou mesmo incorretos como demonstraram Winship e Mare (1984). A recomendação geral, para

este tipo de variáveis é a de utilizar a regressão ordinal ou um outro modelo de regressão que evite a assunção de distâncias constantes entre as classes da variável (Long e Freese, 2006).

A regressão logística estima os parâmetros com o apoio do método de máxima verosimilhança e não com o dos mínimos quadrados, usado na análise discriminante. Com a máxima verosimilhança procuram-se coeficientes que nos permitam estimar a maior probabilidade possível de um evento ocorrer. Este método é o mais indicado quando existe a presença de variáveis independentes no modelo com nível de mensuração nominal, o que ocorre neste estudo.

Justifica-se, desta forma, o uso da regressão logística neste estudo, como aplicado por Ohlsin (1980).

Utilizando a técnica estatística da regressão logística ordinal na função *logit*, o modelo de risco de insolvência com base em uma amostra de 87 empresas foi testado. Uma forma de avaliar a qualidade do modelo é comparando a percentagem de classificações corretas obtidas pelo modelo, com a percentagem de classificações corretas proporcionais por acaso (que resulta do quadrado da soma das percentagens marginais do número de observações classificadas em cada grau de risco, segundo Maroco, 2007). De referir que se o modelo não predizer corretamente pelo menos 25% dos casos mais do que a classificação correta proporcional por acaso, a capacidade preditiva do modelo é reduzida (Maroco, 2007). Conforme refere este autor, para avaliar a qualidade da classificação realizada pelo modelo é normal comparar a percentagem global de classificações corretas obtidas com o modelo, com a percentagem proporcional de classificações corretas por acaso. Esta percentagem é avaliada a partir do número de empresas observadas em cada uma das k classes da variável explicada (C1). A expressão matemática é a seguinte:

$$\text{Classificação correta proporcional por acaso} = 100 \sum \left(\frac{C_i^2}{N} \right) \quad (4)$$

Apesar das técnicas estatísticas terem testado positivamente as variáveis escolhidas para a construção do modelo de previsão de insolvências apresentado, existem limitações, que ultrapassadas, permitirão aperfeiçoar a proposta apresentada.

A primeira será provavelmente o facto de estarmos perante uma amostra de 87 observações que poderá ser insuficiente e portanto de difícil generalização, mas também não deixa de ser importante assinalar que nalguns casos a definição das subpopulações não é feita com base num critério objetivo. Como exemplo, destacamos o trabalho de Srinivasan e Kim (1987) onde, para além das limitações amostrais referidas, o critério da introdução de variáveis qualitativas e novas variáveis quantitativas que comprovadamente possam ser mais eficientes e que determinem resultados mais robustos. Contudo, existem sempre algumas restrições na definição e classificação das variáveis independentes qualitativas por via da resistência que normalmente os analistas e gestores colocam quando chamados a classificar. Uma maior consideração temporal de alguns rácios poderá igualmente melhorar o modelo.

Na regressão logística, há uma transformação na variável dependente, que é convertida em uma razão de probabilidades e posteriormente em uma variável de base logarítmica (transformação logística). Devido à natureza não linear dessa transformação, os coeficientes da regressão são estimados pelo método da máxima verosimilhança. O modelo da regressão logística assume a seguinte relação:

$$\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_kX_k \quad (5)$$

Onde:

p = Probabilidade de ocorrer o evento

$1 - p$ = Probabilidade de não ocorrer o evento

X_1, X_2, X_k = Variáveis independentes

b_0, b_1, b_2, b_k = Coeficientes estimados

Conforme refere Maroco (2007) por analogia com a regressão logística, podemos conceptualizar o modelo ordinal como um modelo logístico, com acontecimentos P (Y_j)

$\leq k$) e o seu complementar $1 - P(Y_j \leq k) = P(Y_j > k)$. Para linearizar o modelo de probabilidade cumulativa não linear, toma-se o Ln do rácio das probabilidades acumuladas $P(Y_j \leq k) / P(Y_j > k)$, i.e. o Logit $[P(Y_j \leq k)]$, que é:

$$\text{Logit}[P(Y_j \leq K|X)] = \text{Ln} \left[\frac{[P(Y_j \leq K|X)]}{1 - P(Y_j \leq K|X)} \right] = \text{Ln} \left[\frac{[P(Y_j \leq K|X)]}{1 - P(Y_j > K|X)} \right] = \alpha_k + X * \beta$$

(K=1,...,K-1) (6)

Onde:

K = Parâmetro de localização para as $K = 1, \dots, K-1$ classes da variável dependente (equivalente à ordenada na origem na regressão linear);

β = Vetor dos coeficientes de regressão

X = Matriz das variáveis independentes

Ainda segundo Maroco (2007), o modelo assume que o efeito das variáveis independentes sobre o *Logit* é idêntico para todas as classes da variável dependente, e que a resposta observada em cada classe apenas se encontra deslocada para a direita ou para a esquerda, em função de o k . Para o mesmo autor, “uma vez ajustado o modelo de regressão ordinal e demonstrada a sua significância estatística, os coeficientes do modelo podem ser usados para prever a classificação de novos casos de estudo”. Recorrendo, ao inverso da função de ligação (*link function*) utilizada no modelo (*logit*) é então possível estimar a probabilidade acumulada de cada uma das classes da variável ordinal. Por exemplo, no caso da função ligação *Logit*, assumindo o inverso da função é possível definir a função genérica da probabilidade acumulada (função de distribuição logística) da classe k :

$$F(a_k - X * \beta) = P[Y \leq k] = \frac{1}{1 + e^{-(a_k - X * \beta)}} \quad (7)$$

Em que “e” é a base dos logaritmos naturais (aproximadamente 2,718).

De salientar que estas funções facultam as probabilidades acumuladas de se observar uma classe inferior ou igual a k , e que para determinar a probabilidade de se observar a

classe k , é obrigatório subtrair a probabilidade de se observar uma classe inferior ou igual a $k - 1$. De uma forma generalizada, pode-se então redigir, para cada um dos $j = 1, \dots, n$ sujeitos a sua probabilidade de ocorrência para cada uma das K classes (Maroco, J., 2007):

$$P [Y_j = 1] = F (\alpha_1 - x_j \beta) \quad (8)$$

$$P [Y_j = 2] = F (\alpha_2 - x_j \beta) - F (\alpha_1 - x_j \beta) \quad (9)$$

Assim, a empresa j é classificada na classe k da variável explicada onde a sua probabilidade de ocorrência for maior. A comparação das classificações observadas e das classificações previstas pode e deve ser usada na avaliação da qualidade do modelo global. Os resultados da regressão ordinal e os respetivos testes (*Crosstabs*) com a utilização do SPSS encontram-se representados nos anexos.

3.3. As Variáveis consideradas no Modelo

As variáveis utilizadas neste trabalho são descritas na **Tabela 1**. A escolha de indicadores concentrou-se nos livros “Finanças” de Elísio Brandão (2009), e “Estrutura e Análise de Balanços”, Neto (2002).

Os dados necessários a quantificação dos indicadores foram recolhidos nas demonstrações financeiras entre 2005 e 2011, com especial incidência para 2010 e 2011 com 64 dos 87 casos analisados.

Tabela 1 – Variáveis consideradas no Modelo

Variável	Descrição	Unidade	Tipo
Roa	Return on Assets	%	Quant. Continua
Roe	Return on Equity	%	Quant. Continua
Afin	Alavancagem Financeira	%	Quant. Continua
Ros	Rentabilidade das Vendas	%	Quant. Continua
Rop	Relação entre Vendas e EBITDA	%	Quant. Continua
Ract	Rotação do Activo	%	Quant. Continua
Ev	Evolução das Vendas	%	Quant. Continua
Fmat	Fundo de Maneio / Ativo	%	Quant. Continua
Pzmex	Prazo Médio de Existências	Nº Dias	Quant. Continua
Pzm	Prazo médio de recebimentos	Nº Dias	Quant. Continua
Deq	Debt to equity	%	Quant. Continua
Af	Autonomia Financeira	%	Quant. Continua
Solv	Solvabilidade	%	Quant. Continua
Cfv	Custos Financeiros vs Vendas	%	Quant. Continua

Fonte: Elaboração Própria

Para Laffarga e Mora (1998), independentemente da amostra, do modelo ou das metodologias utilizadas, concluem que são os rácios de rentabilidade e os de liquidez, os melhores indicadores para discriminar entre empresas solventes e insolventes. Estes tipos de rácios foram especialmente privilegiados no modelo proposto.

Os rácios apresentam como principais vantagens a facilidade tanto de cálculo como de comparabilidade. No entanto, como refere Laffarga (1999), convém ter em atenção os inconvenientes que os mesmos podem apresentar, dos quais destacamos, a ausência de uma teoria que ajude na seleção das variáveis, os problemas relacionados com a distribuição dos rácios, as diferenças setoriais e de tamanho entre as empresas.

Os rácios utilizados neste trabalho compreendem indicadores financeiros, de liquidez, de rentabilidade, de atividade, de estrutura, de análise dinâmica e de fluxos de caixa.

Os rácios económicos pretendem revelar aspetos de situação económica, como por exemplo, a estrutura de custos, a estrutura de proveitos, as margens operacionais, a capacidade de auto financiamento, a relação entre os lucros da empresa e o seu capital próprio. Embora existam múltiplos rácios de rentabilidade com diferentes variações e *nuances* específicas, o princípio é sempre o mesmo: comparar o resultado que a

empresa foi capaz de gerar num determinado período de tempo com dados relativos à dimensão da empresa, seja o capital investido, o valor do ativos ou o capital próprio da empresa.

Neste âmbito, detalhamos seguidamente os rácios que foram considerados fundamentais na construção do modelo:

a) *Return on Assets* (Rentabilidade do ativo – ROA)

Este rácio divide o valor dos resultados do exercício (RLE) pelo valor do ativo total e dá-nos a informação sobre qual a capacidade dos ativos da empresa em gerar resultados. Quanto maior for o rácio de rentabilidade do ativo melhor será a performance operacional da empresa. É importante referir que empresas industriais apresentam mais ativos que empresas de serviços, pelo que é essencial ter em consideração esta questão ao analisar empresas de diferentes setores.

A fórmula de cálculo é a seguinte:

$$\text{Rentabilidade do Ativo} = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Ativo Líquido}} \quad (10)$$

b) *Return on Equity* (Rentabilidade dos Capitais – ROE)

A rentabilidade dos capitais próprios divide o resultado líquido pelo valor da situação líquida, ou seja, os capitais próprios detidos pela empresa. O significado do *Return on Equity* (ROE) prende-se com a capacidade e eficácia de remuneração dos capitais investidos pelos sócios/acionistas da empresa. É portanto um rácio que interessa particularmente aos sócios/acionistas, sendo provavelmente, o mais significativo na sua perspetiva. O ROE diz-nos qual a percentagem de lucros por cada euro investido. Esta informação é extremamente importante para os investidores, que são atraídos por empresas que tem a capacidade de gerar ROE elevados numa base sustentada, dado que ROE elevados são sinónimos de crescimento e valor acrescentado.

A fórmula de cálculo é a seguinte:

$$\text{Rentabilidade dos Capitais Próprios} = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Situação Líquida}} \quad (11)$$

c) Alavancagem Financeira (Afin)

A alavancagem financeira diz respeito ao uso de recursos de terceiros para financiar as atividades da empresa. O conceito de alavancagem é interessante na gestão dos negócios no sentido de se conseguir “alavancar” ou aumentar a rentabilidade dos acionistas com a entrada adicional de recursos de terceiros. Pode-se resumir afirmando que este rácio mede qual o retorno líquido proporcionado aos sócios/acionistas por conta do investimento nos ativos da empresa, considerando também os capitais alheios tomados.

A fórmula de cálculo é a seguinte:

$$\text{Alavancagem Financeira} = \frac{\text{ROE}}{\text{ROA}} \quad (12)$$

d) Rentabilidade das Vendas (Ros)

Mede os lucros sobre as vendas em percentagem, ou mais concretamente, calcula o resultado da empresa por cada euro vendido.

Segundo Farinha (1994), a análise da rentabilidade das vendas deve ser relativizada dado que o seu significado do seu valor deverá ser enquadrado num determinado setor.

A fórmula de cálculo é a seguinte:

$$\text{Rentabilidade das Vendas} = \frac{\text{Resultado Líquido}}{\text{Vendas+Prestação de Serviços}} \quad (13)$$

e) Relação entre EBITDA e Vendas (Rop)

O EBITDA mede o lucro operacional de uma empresa e, conseqüentemente, este rácio faz a relação entre EBITDA e o volume de atividade económica da empresa.

A fórmula de cálculo é a seguinte:

$$\text{Rop} = \frac{\text{EBITDA}}{\text{Vendas}} \quad (14)$$

f) Rotação do Ativo (Ract)

Trata-se de um rácio que é calculado pela divisão das vendas do exercício pelo ativo. Mede o grau de eficiência na utilização dos recursos que a empresa tem ao seu dispor, isto é, dá-nos uma ideia da produtividade dos ativos em termos de geração de vendas.

A fórmula é a seguinte:

$$\text{Rotação do Ativo} = \frac{\text{Vendas}}{\text{Ativo}} \quad (15)$$

g) Evolução das Vendas (Ev)

As vendas de produtos mais a prestação de serviços são o resultado final de todo o esforço comercial desenvolvido pela empresa ao longo do exercício. A evolução da sua ordem de grandeza permitem retirar conclusões quanto à forma como a empresa mantém a sua quota de mercado, concorrencial e com produtos/serviços atrativos e inovadores. A valia deste indicador pode de alguma forma ser contrariada pelo fato de que mais importante que o volume da sua atividade económica é a margem bruta (proveitos – custos operacionais). Contudo é sempre um dado não negligenciável.

A fórmula é a seguinte:

$$\text{Evolução das Vendas} = \frac{\text{Vendas ano } n}{\text{Vendas ano } n-1} \quad (16)$$

h) Fundo de Maneio / Ativo

O fundo de maneio sobre ativo representa a percentagem dos fundos necessários da empresa para solver as obrigações financeiras de curto prazo, de forma a garantir a continuidade das operações da empresa.

A fórmula é a seguinte:

$$Fmat = \frac{\text{Fundo de Maneio}}{\text{Ativo}} \quad (17)$$

i) Prazo Médio de Existência (Pzmex)

O tempo médio de duração das existências mede o número médio de dias (ou meses) que as existências permanecem em armazém. Este rácio é uma boa forma de avaliar criticamente a eficácia na gestão dos inventários, pois se a empresa tem um grande tempo médio de duração das existências, terá de fazer um esforço suplementar de tesouraria.

O cálculo do tempo médio de duração das existências (em dias) pode ser feito através da seguinte fórmula:

$$Pzmex = \frac{\text{Existências}}{\text{Consumos}} \times 365 \quad (18)$$

j) Prazo médio de recebimentos (Pzm)

A empresa deverá analisar periodicamente e sistematicamente este rácio, de forma a mantê-lo sob controlo. Nalguns setores é comum atribuir-se um prazo de recebimentos a clientes mais dilatado do que noutros, constituindo prática corrente no mercado de forma de seduzir clientes e conseqüentemente aumentar as vendas. No entanto, se o prazo médio de recebimentos aumentar para valores demasiados elevados, a empresa terá certamente problemas.

A fórmula é a seguinte:

$$Pzm = \frac{\text{Clientes}}{\text{Vendas}} \times 365 \quad (19)$$

k) Debt to Equity Ratio (Deq)

Mede o nível de alavancagem da empresa. A partir desta fórmula mais usual, outras fórmulas específicas são adotadas pelos analistas. Uma das mais comuns consiste em retirar do numerador o passivo que não suporta juros, ficando o numerador a expressar a dívida sujeita a custos financeiros.

A fórmula é a seguinte:

$$\text{Debt to Equity} = \frac{\text{Passivo Total}}{\text{Capitais Próprios}} \quad (20)$$

l) Autonomia Financeira (Af)

Segundo Farinha (1994), o rácio de autonomia financeira é o rácio mais importante na apreciação do risco de crédito de um cliente. Este rácio permite apreciar em que percentagem é que o ativo da sociedade se encontra a ser financiado por capitais próprios. Podemos obter uma imagem instantânea da estrutura financeira da empresa a partir deste rácio. É pois uma das formas mais expeditas de analisar o grau de alavancagem da empresa de uma forma simples, pois os valores são diretamente retirados do balanço e não carecem de ajustamento, em função da permanência dos capitais nem em função do pagamento (ou não) de juros.

$$\text{Autonomia Financeira} = \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Ativo}} \quad (21)$$

m) Solvabilidade (Solv)

A solvência corresponde à aptidão de liquidar os compromissos (numa perspetiva de curto, médio ou longo prazo) nas datas de vencimentos. O rácio de solvabilidade é um rácio financeiro que indica a proporção relativa dos ativos da empresa financiados por capitais próprios versus capitais alheios. *Ceteris paribus*, quanto mais elevado este rácio, maior a estabilidade financeira de uma empresa. Quanto mais baixo, maior a vulnerabilidade. É calculado da forma inversa do rácio *debt to equity*. Pode-se apelidar este rácio como sendo a liquidez de médio longo prazo.

A fórmula é a seguinte:

$$\text{Solvabilidade} = \frac{\text{Capital Próprio}}{\text{Passivo Total}} \quad (22)$$

n) Custos Financeiros vs Vendas (Cfv)

Este indicador mede o peso dos encargos financeiros face à atividade económica da empresa.

A fórmula é a seguinte:

$$\text{Cfv} = \frac{\text{Resultados Financeiros}}{\text{Vendas}} \quad (23)$$

4. Resultados do Estudo Empírico

O objetivo desta pesquisa é desenvolver um modelo de previsão de insolvências, aplicável a Microempresas e PME's que atuam no mercado português. Daremos destaque aos fatores com maior contributo para a ocorrência da mesma, utilizando técnicas estatísticas, com relevo para a regressão logística. O objetivo do modelo consiste em prever com uma antecedência de 2 anos esta ocorrência e discriminar as variáveis de maior importância.

Os resultados alcançados mostram que o modelo proposto possibilita a classificação correta de um número de observações que se considera suficiente, conforme comprovam os testes efetuados ao modelo.

4.1. Modelo Logístico

No modelo logístico utilizado neste estudo em concreto, usam-se os valores de uma série de variáveis independentes para prever a ocorrência da classificação de uma empresa, no caso entre insolvente ou não insolvente, no prazo de 2 anos.

Como se pode verificar na tabela abaixo após regressão logística binária onde, 1 = Insolvente, 0 = Não Insolvente, obtêm-se o modelo estimado.

Na tabela destaca-se o coeficiente β , sendo que este corresponde aos valores para a equação da regressão logística das variáveis independentes, por forma a obter a variável dependente.

Destaca-se ainda os coeficientes *Wald* e *Sig*, este último correspondente ao valor do *p-value*, que serão analisados à frente.

Tabela 2 - Análise extraída através do SPSS 20

	B	S.E.	Wald	df	Sig.	Exp(B)
Roa	-7,97	13,28	0,36	1,00	0,548	0,00
Roe	0,09	1,11	0,01	1,00	0,938	1,09
Afin	0,00	0,01	0,01	1,00	0,929	1,00
Ros	-1,00	5,63	0,03	1,00	0,859	0,37
Rop	-28,24	16,54	2,92	1,00	0,088	0,00
Ract	-0,56	0,57	0,97	1,00	0,326	0,57
Ev	0,79	1,00	0,63	1,00	0,427	2,21
Fmat	0,59	2,14	0,08	1,00	0,783	1,81
Pzmex	0,00	0,00	0,47	1,00	0,495	1,00
Pzm	0,00	0,01	0,36	1,00	0,547	1,00
Deq	0,24	0,32	0,55	1,00	0,460	1,27
Af	0,93	8,76	0,01	1,00	0,916	2,52
Solv	-0,97	1,84	0,28	1,00	0,596	0,38
Cfv	100,03	36,11	7,68	1,00	0,006	0,00
Constant	0,39	3,26	0,01	1,00	0,905	1,47

Fonte: Elaboração Própria, dados retirados do SPSS 20, através de uma regressão logística binária, sobre uma amostra de 87 empresas.

$$\begin{aligned}
 \text{Logit (Insolvente)} = & 0,388 - 7,974 \text{ Roa} + 0,086 \text{ Roe} + 0,001 \text{ Afin} - \\
 & 1,001 \text{ Ros} - 28,240 \text{ Rop} - 0,563 \text{ Ract} + 0,791 \text{ Ev} + 0,591 \text{ Fmat} + 0,002 \text{ Pzmex} - \\
 & 0,003 \text{ Pzm} + 0,239 \text{ Deq} + 0,925 \text{ Af} - 0,974 \text{ Solv} + 100,034 \text{ Cfv}
 \end{aligned}
 \tag{24}$$

Dentro do modelo e nos testes ao modelo, verifica-se que a variável com maior capacidade preditiva é a relação entre Custos Financeiros e Vendas.

4.2. Testes ao Modelo

Neste sub-capítulo são apresentados os resultados dos testes definidos para testar a robustez do modelo. Nos testes efetuados, enfoque no grau de previsão do modelo, teste de Wald, medida de p-value, correlação de Pearson, teste de Hosmer-Lemeshow,

medida cox-shell e relação entre a dimensão da empresa e a ocorrência de insolvência. Os resultados obtidos nos testes efetuados ao modelo são seguidamente apresentados.

4.2.1. Grau de Confiança do Modelo

Segue na tabela 3, apresentada abaixo os resultados obtidos do SPSS relativamente ao grau de confiança do Modelo.

Tabela 3 – Grau de Confiança do Modelo

Tabela de Classificação

Observações		Predição		
		Insolvência		Percentagem Correta
		0	1	
Insolvência	0	20	6	76,9
	1	5	56	91,8
Percentagem global				87,4

O valor de corte é 0,500

Fonte: Elaboração Própria, dados retirados do SPSS 20

Podemos retirar as seguintes conclusões da leitura da tabela:

- O modelo previu corretamente 87,4% dos 87 casos em análise;
- Das 26 empresas que se mantiveram solventes no prazo de 2 anos, o modelo considera que 6 deveriam ter sido declaradas insolventes.
- No caso das 61 empresas que foram consideradas insolventes, o modelo previu corretamente 56 casos, tendo apenas 5 insolventes sido previstos como solventes no modelo.

Deste modo, consideramos o grau de predição do modelo aceitável.

4.2.2. Teste de Wald

O teste de Wald é utilizado para avaliar se o parâmetro é estatisticamente significativo. A estatística de teste utilizada é obtida por meio da razão do coeficiente pelo seu respectivo erro padrão. Esta estatística de teste tem distribuição Normal, sendo o seu valor comparado com valores tabulados de acordo com o nível de significância definido. A estatística de teste, para avaliar se o parâmetro β é igual a zero, é assim especificada:

$$W_j = \frac{\hat{\beta}_1}{\widehat{DP}(\hat{\beta}_1)}. \quad (25)$$

A variável com maior destaque neste teste foi a relação entre Custos Financeiros e Vendas, conforme indicado na **Tabela 2**.

4.2.3. Medida P-Value

O *p-value*, que depende diretamente de uma dada amostra, tenta fornecer uma medida da força dos resultados de um teste, em contraste a uma simples rejeição ou não rejeição.

Um *p-value* é uma medida de quanta evidência tem contra a hipótese nula. Quanto menor o *p-value*, mais evidência tem. Deve-se combinar o *p-value* com o nível de significância para tomar decisão sobre um dado teste de hipótese.

O *p-value* (Sig.) obtido para cada variável pode ser consultado na **Tabela 2**.

Dos resultados obtidos, concluímos que todas as variáveis que compõem o modelo, à exceção dos rúcios Custos Financeiros sobre Vendas e a Relação entre vendas e EBITDA apresentam valores de *p-value* > 0,10, pelo que não são consideradas estatisticamente significativas para explicar o modelo.

Os Custos Financeiros sobre as Vendas apresentam um *p-value* = 0,006. Deste modo, e em linha com resultados obtidos anteriormente, mais uma vez é demonstrada a sua significância estatística no modelo.

A Relação entre Vendas e EBITDA apresenta um $p\text{-value} = 0,088$ sendo considerada uma variável estatística com alguma evidência significativa.

4.2.4. Teste de Correlação de Pearson

Para correlacionar as variáveis definidas com Insolvência da empresa em dois anos variação, utilizamos o coeficiente de r - de Pearson.

Designa-se, normalmente, por r e é determinado por:

$$r = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{S_x.S_y} \quad (26)$$

Onde:

$$\text{Cov}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n XY}{n} - \bar{X} \bar{Y} \quad (27)$$

$$S_X = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k f_i (X_i - \bar{X})(X_i - \bar{X})}{n}} \quad (28)$$

$$S_Y = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^k f_i (Y_i - \bar{Y})(Y_i - \bar{Y})}{n}} \quad (29)$$

Para se afirmar que uma correlação existe, o resultado do coeficiente de correlação precisa ser representativo. Na ausência de unanimidade sobre o limiar a partir do qual se considera o coeficiente representativo, optámos por adotar a proposta de *Collins e Hussey*².

De todas as variáveis analisadas no modelo, conforme divulgado no **Anexo 4**, a variável que apresenta maior correlação positiva com ocorrência de insolvência nos dois anos anteriores é a variável Relação entre Custos Financeiros e Vendas, com um valor de 0,417. Não obstante, outra variável destaca-se na análise de correlações de Pearson, a variável Autonomia Financeira apresenta uma correlação negativa com a ocorrência de Insolvência em dois anos de -0,425.

² Segundo Collins e Hussey: se $r = (-)1$: correlação positiva (negativa) perfeita; $(-)0,99 > r > (-)0,90$: correlação positiva (negativa) muito alta; $(-)0,89 > r > (-)0,70$: correlação positiva (negativa) alta; $(-)0,69 > r > (-)0,49$: correlação positiva (negativa) média; $(-)0,39 > r > (-)0,01$: correlação positiva (negativa) baixa; $r = 0$: correlação nula

4.2.5. Teste de Hosmer- Lemeshow

Tabela 4 – Teste de Hosmer – Lemeshow

Chi-square	df	Sig.
2,626	8	0,956

Fonte: Elaboração Própria, dados retirados do SPSS 20, teste de Chi-Square comparando frequências observadas e frequências esperadas pelo modelo

O teste de Hosmer-Lemeshow é um teste que avalia o modelo ajustado comparando as frequências observadas e as esperadas. O teste associa os dados, as suas probabilidades estimadas da mais baixa à mais alta, e faz um teste qui quadrado para determinar se as frequências observadas estão próximas das frequências esperadas.

Com um $X^2=2,626$ e um $p=0,956$ indica um grau de previsão do modelo elevado.

4.2.6. Medida Cox-Shell R^2

Para se testar o ajuste aos modelos, pode-se através da medida Cox-Shell medir a qualidade do modelo³. Quanto maior o valor dessa medida, melhor o ajuste do modelo. O Cox-Shell baseia-se no *Likelihood Value* e tem escala a partir de 0 nunca atingindo 1. Os resultados obtidos podem ser consultados na tabela abaixo.

Tabela 5 – Medida Cox- Shell R^2

Cox & Shell R^2
0,503

Fonte: Elaboração Própria, dados retirados do SPSS 20

O resultado obtido no modelo de 0,503 é um valor satisfatório, sendo considerado a melhor medida para o R^2 de uma regressão logística, Cox e Shell (1989).

³ Medida padrão que se assemelha ao coeficiente de determinação da regressão linear

4.2.7. Relação entre a dimensão da empresa e a variável dependente

Foi efetuada uma análise por forma a confrontar a dimensão da empresa com a variável dependente, ou seja, verificar a ocorrência de insolvência com a sua dimensão. Na realização deste teste foi considerado o volume de vendas e prestações de serviços para aferir a dimensão da empresa. Para avaliar o grau de correlação existente entre as duas variáveis, calculou-se o coeficiente de correlação de *Spearman*, conforme divulgado no **Anexo 5**, verificando-se que o grau de correlação existente entre as variáveis não é evidente. Pelo que ao nível das Micro e PME's, a variável dimensão não foi considerada estatisticamente significativa para explicar a ocorrência ou não de insolvência.

5. Conclusões

Para a concessão de crédito, tanto ao nível bancário, como no caso de uma empresa não financeira, é fundamental a análise de crédito, sendo a gestão de risco parte integrante das melhores práticas bancárias e dos melhores gestores.

Sendo inevitável que qualquer sistema de predição tenha limitações, os modelos de análise contribuam com dados objetivos de avaliação, facto que se deve ter em conta no estudo das operações de crédito.

Na Banca, a definição de uma política de riscos, de acordo com os princípios de Basileia II e com a entrada em vigor de Basileia III, mediante ferramentas de *scoring* e de *rating*, é determinante na aprovação das operações e no seu acompanhamento, permitindo distinguir os clientes segundo a sua graduação, orientando a gestão para a consecução dos objetivos estratégicos e garantindo a solvência no curto, médio e longo prazo. Neste contexto, uma gestão eficaz do risco de crédito permite medir o grau de exposição às diferentes operações e clientes, avaliando a incerteza mediante modelos e processos de avaliação avançados, implementando as metodologias e procedimentos necessários que permitam identificar e avaliar *à priori* a capacidade de cumprimento dos devedores.

O objetivo final desta dissertação é dar resposta ao problema formulado que se consubstancia na construção de um modelo que se mostre ser uma ferramenta eficiente na previsão com 2 anos de antecedência de insolvências, e identificar as principais variáveis a ter em conta nesta análise. A dissertação foi desenvolvida a partir de uma base de dados construída especificamente para o efeito, composta por um conjunto de empresas dos mais diversos setores económicos que aparentemente representam o universo das microempresas e PME, pelo que neste contexto podem-se retirar as seguintes conclusões:

- O indicador que se apresentou com maior capacidade de influência na ocorrência de insolvência foi o rácio Custos Financeiros sobre Vendas, sendo a variável com maior grau de ponderação e significância do modelo, com um *p-value* de 0,006.

- O modelo construído responde ao problema formulado, apresentando resultados robustos conforme demonstram os testes efetuados.
- O modelo poderá ser melhorado com a introdução de novas variáveis e/ou elementos históricos nomeadamente ao nível dos critérios quantitativos e qualitativos.

Como conclusão final, pode-se assim afirmar que os resultados obtidos nos testes realizados, determinam que o modelo é adequado para responder ao problema formulado, demonstrando uma capacidade prognosticadora ajustada para a sua aplicação na predição de insolvência das microempresas e PME. Apesar de a amostra não possuir a dimensão ideal e naturalmente deva ser representada por empresas sedeadas em diversas zonas geográficas do país, o modelo construído é satisfatório e responde perante o problema formulado, o que sugere que o modelo pode ser replicado/extrapolado para a população em geral.

6. Referências Bibliográficas

Altman, E. L. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”, *Journal of Finance*, p.589-609

Beaver, W. H. (1966),” Financial Ratios as Predictors of Failure”, *Journal of Accounting Research*, p.1160-1172

Bellovary, J., Giacomino, D. e Akers, M., “A Review of Bankruptcy Prediction Studies: A Review of Bankruptcy Prediction Studies 1930 to Present”, Working Paper, Marquette University

Brandão, E. (2009), “Finanças”, Quinta Edição, Porto, Porto Editora

Caouette B, Altman E.L. Narayanan P (1998), “Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge”, Second Edition, New York, Wiley Finance

Correia, C. S. V. 2012, “Previsão da Insolvência: Evidência no Setor da Construção”, Dissertação de Mestrado, Universidade de Aveiro

Cox, D.R. e Schell E.J. (1989), “Analysis of Binary Data”, Second Edition, New York, Chapman & Hall

Farinha, J. B. R. (1994), “Análise de Rácios Financeiros”, disponível em: http://www.jorgefarinha.com/fotos/gca/Analise_de_Racios_Financeiros.pdf, acessado em 22-08-2013

Fitz, P. P. J., (1932), "A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises With Those of Failed Companies", *Certified Public Account*, p.598-605; 656-662; 721-731

Gitman L.J. (2006), “Principles of managerial finance”, Eleventh Edition, Pearson International

Laffarga, J. B. (1999), “Los modelos de predicción de la insolvencia empresarial: limitaciones y utilidades”, Boetin AECA, 48, p.31-34

Long, J. S. e Freese J. (2006), “Regression for Categorical Dependent Variables Using Stata”, Second Edition, College Station TX; Stata Press

Mata, M.J.S. (2012), “Modelo de *Rating* Interno”, Dissertação de Mestrado, Universidade Portucalense

Maroco, J. (2007), “Análise Estatística com utilização do SPSS”, Terceira Edição, Lisboa, Sílabo

Martinez, L., Ferreira, A, (2007), “Análise de Dados em SPSS”, Primeira Edição, Lisboa, Escolar Editora

McNulty, J., Davis, J. K., (2000), “Which Small Business Loan Relationships Should Bankers Nurture?” Journal of Lending and Credit Risk Management, VOL.82, N.7

Metz, A., (2006), “Moody’s Credit Rating Prediction Model”, New York, Special Comment

Neto, A. A., (2002), “Estrutura e Análise de Balanços” – Um enfoque económico-financeiro, comércio e serviços, industria, bancos comerciais e múltiplos”, Sétima Edição, S. Paulo Atlas

Saunders, A. (2000), “Medindo o Risco de Crédito: Novas Abordagens para value at risk e outros paradigmas”, Rio de Janeiro, Qualitymark

Schricket, W.K. (2000), “Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos”, Quinta Edição, S.Paulo Atlas

Scherr, F. C. (1989), “Modern Working Capital Management”, First Edition, New York, Prentice-Hall

Silva, J. P, (2000), “Gestão e análise do risco de crédito”, Terceira Edição, S. Paulo Atlas

Srinivasan, V. e Kim, Y.H. (1987), “Credit Granting: A comparative analysis of classification procedures”, The Journal of Finance, VOL.42, N. °3

Ohlson, J. A. (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, Journal of Accounting Research, VOL.18, N.°1

Taffler, R. J. 1982,” Forecasting company failure in the UK using discriminant analysis and financial ratio data”, Journal of the Royal Statistical Society 145, Part 3, p. 342-358

Thomas, L. C. (2000),”A survey of credit and Behavioural Scoring Forecasting financial Risk of Lending to consumers”, Working Paper, University of Edinburg

Kanitz, S. C. (1978), “Como Prever Falências”, Primeira Edição, S.Paulo, McGraw Brasil

Winship, C e Mare R.D. (1984), “Regression Models with Ordinal Variables”, American Sociological Review, VOL. 49, N. °4

7. Anexos

Anexo 1- Lista de Setores de Atividade

Setor de Atividade	Nº de Empresas	Percentagem
Aluguer de Equipamentos	1	1,00%
Carpintaria	2	2,00%
Comércio Automóvel e Peças	6	6,00%
Comércio a Retalho de Artigos Diversos	4	4,00%
Comércio a Retalho de Combustíveis	2	2,00%
Comércio a Retalho de Material de Bricolage, Sanitários e Similares	3	3,00%
Comercio a Retalho de Supermercado	1	1,00%
Comercio Grossista Produtos Alimentares	3	3,00%
Comercio por Grosso de minerios e metais	2	2,00%
Comercio por Grosso de Calçado	1	1,00%
Comercio por Grosso de Ferragens, Ferraduras e Vidro	2	2,00%
Comercio por Grosso de Maquinas e Equipamentos	4	4,00%
Comercio por Grosso de Outros Produtos	5	5,00%
Comercio por Grosso de Sucatas e Desperdícios metalicos	1	1,00%
Comercio por Grosso de Têxteis	1	1,00%
Confeção de Vestuario	6	6,00%
Construção Civil	8	8,00%
Construção de Estruturas Metalicas	3	3,00%
Exploração Florestal	2	2,00%
Fabrico de Calçado	5	5,00%
Fabrico de Carroçarias e Reboques	1	1,00%
Fabrico de chapas e tubos	1	1,00%
Fabrico de Cutelaria	1	1,00%
Fabrico de Louça Metalica e artigos de uso domestico	1	1,00%
Fabrico de Mobiliario em Madeiras	3	3,00%
Fabrico de Molas	1	1,00%
Fabrico de Papel e Embalagens	1	1,00%
Fabrico de Plasticos	2	2,00%
Fabrico de produtos de borracha	1	1,00%
Fabrico de Produtos Metalicos	2	2,00%
Fabrico de Tintas e Vernizes	1	1,00%
Fabrico e Comercio de Produtos Alimentares	4	4,00%
Instalação de canalizações, gas e ar condicionado	2	2,00%
Mediação Imobiliária	2	2,00%
Outras industrias de transformação diversas	1	1,00%
Panificação	1	1,00%
Restauração / Cafes	2	2,00%
Revestimentos de pavimentos e paredes	4	4,00%
Serralhararia	3	3,00%
Tecelagem de Fio	1	1,00%
Tipografia, impressão	1	1,00%
Transporte de Passageiros em Veiculos Ligeiros	1	1,00%
Transportes Rodoviaros de Mercadorias	1	1,00%

Anexo 2- Distribuição Geográfica da Amostra

Região	Nº de Empresas	Percentagem
Norte	32	32,00%
Centro	46	46,00%
Sul e Ilhas	22	22,00%

Anexo 3- Dados utilizados para a previsão do modelo

Empresa	Roa	Roe	Afin	Ros	Rop	Ract	Ev	Fmat	Pzmex	Pzm	Deq	Af	Solv	Cfv
1	-0,068	-3,047	44,809	-0,329	-0,249	0,200	-0,247	-0,025	551	597	36,960	0,026	0,027	0,048
2	-0,010	-40,300	4030,000	-0,044	0,025	1,000	0,071	-0,199	75	129	8,567	0,105	0,117	0,033
3	-0,016	-0,620	38,750	-0,041	0,067	1,100	-0,065	-0,184	256	80	12,899	0,072	0,078	0,025
4	-0,074	-0,714	9,649	-0,055	-0,027	1,500	-0,001	-0,145	6	66	7,384	0,119	0,135	0,018
5	0,125	0,062	0,496	0,008	0,179	1,000	-0,054	-0,360	69	77	6,258	0,138	0,160	0,113
6	-0,013	-0,091	7,000	-0,026	0,036	1,400	0,070	0,349	367	42	1,561	0,391	0,641	0,015
7	0,031	3,600	116,129	0,004	0,035	1,000	-0,020	-0,115	167	124	7,537	0,117	0,133	0,026
8	-0,216	NA	NA	-0,251	-0,169	1,200	-0,166	-0,065	0	171	24,299	-0,043	-0,041	0,033
9	-0,041	NA	NA	-0,071	-0,020	1,400	-0,160	-0,369	79	133	-5,256	-0,235	-0,190	0,043
10	0,012	0,022	1,833	0,015	0,019	0,700	2,206	0,476	357	208	1,091	0,478	0,917	0,000
11	0,032	0,049	1,531	0,023	0,050	1,200	0,130	0,520	367	94	0,782	0,561	1,279	0,003
12	-0,018	-0,108	6,000	-0,064	0,021	0,600	-0,495	0,245	622	0	2,111	0,321	0,474	0,027
13	0,029	0,002	0,069	0,001	0,065	0,600	0,075	0,227	285	182	3,602	0,217	0,278	0,044
14	0,064	0,099	1,547	0,900	0,079	1,100	0,051	-0,285	264	115	9,475	0,095	0,106	0,051
15	-0,062	0,001	-0,016	0,000	-0,011	1,000	-0,079	-0,029	164	176	2,354	0,298	0,425	0,045
16	0,026	0,013	0,500	0,015	0,075	0,400	-0,204	-0,533	8	0	1,309	0,433	0,764	0,065
17	-0,003	-0,177	59,000	-0,020	0,040	0,900	0,275	-0,014	50	170	8,383	0,107	0,119	0,021
18	0,014	0,007	0,500	0,007	0,026	0,700	-0,184	0,683	823	145	0,437	0,696	2,290	0,011
19	0,017	0,016	0,941	0,005	0,016	1,500	-0,289	0,543	241	21	0,997	0,501	1,003	0,005
20	0,070	0,091	1,300	0,045	0,146	1,000	-0,043	0,049	32	108	0,940	0,516	1,064	0,009
21	0,159	0,483	3,038	0,033	0,043	3,700	0,235	0,382	70	10	2,975	0,252	0,336	0,000
22	0,046	0,001	0,022	0,000	0,067	2,200	0,140	0,053	15	51	1,956	0,338	0,511	0,011
23	0,010	-0,115	-11,500	-0,018	0,078	0,700	-0,012	-0,531	62	115	8,142	0,109	0,123	0,030
24	0,091	0,228	2,505	0,027	0,077	1,800	0,149	-0,004	123	47	3,587	0,218	0,279	0,010
25	0,008	-0,007	-0,875	0,001	0,021	3,800	-0,112	-0,048	3	37	2,593	0,278	0,386	0,003
26	0,035	0,099	2,829	0,003	0,008	8,800	0,260	0,404	11	21	3,223	0,237	0,310	0,001
27	0,005	0,010	2,000	0,002	0,028	1,100	-0,072	0,197	95	216	3,432	0,226	0,291	0,008
28	0,051	0,120	2,353	0,020	0,060	1,600	0,142	0,235	6	157	2,800	0,263	0,357	0,006
29	0,151	0,489	3,238	0,047	0,124	1,500	-0,015	0,280	77	118	5,771	0,148	0,173	0,049
30	-0,611	NA	NA	-1,466	-1,035	0,500	-0,569	-0,932	243	252	-3,065	-0,484	-0,326	0,272
31	0,059	0,011	0,186	0,008	0,104	0,600	0,186	0,071	334	107	1,164	0,462	0,859	0,119
32	0,039	NA	NA	0,001	0,195	0,600	-0,079	-0,613	0	189	-15,470	-0,069	-0,065	0,065
33	-0,209	NA	NA	-0,092	-0,048	2,600	-68,400	-0,657	0	90	-2,872	-0,534	-0,348	0,002
34	-0,127	NA	NA	-0,872	-0,530	0,200	-0,112	-1,057	1707	621	-2,269	-0,788	-0,441	0,039
35	-0,297	NA	NA	-0,487	-0,373	0,800	-0,353	-0,701	148	118	-4,079	-0,325	-0,245	0,106
36	0,036	0,025	0,694	0,008	0,170	0,200	0,191	0,017	1963	0	13,375	0,070	0,075	0,148
37	0,117	0,024	0,205	0,004	0,112	1,300	0,295	0,292	9	117	3,316	0,232	0,302	0,084
38	0,061	0,030	0,492	0,007	0,116	0,500	0,457	0,041	397	190	7,451	0,118	0,134	0,100
39	0,046	-1,066	-23,174	-0,041	0,113	0,800	-0,034	0,094	111	132	30,660	0,032	0,033	0,094
40	-0,021	-2,445	116,429	-0,029	-0,006	2,700	0,061	-0,567	8	5	29,875	0,032	0,033	0,021
41	0,010	NA	NA	-0,019	0,014	1,900	-0,151	-0,399	102	85	-37,486	-0,363	-0,266	0,019
42	0,087	0,042	0,483	0,036	0,311	0,400	-0,410	0,011	176	191	2,072	0,325	0,480	0,156
43	0,039	0,000	0,000	0,000	0,181	0,200	4,634	0,823	1056	0	5,239	0,160	0,191	0,163
44	-0,063	-0,501	7,952	-0,058	-0,046	1,100	-0,412	0,056	25	121	6,797	0,128	0,147	0,041
45	-0,181	-1,506	8,320	-0,100	-0,073	2,000	-0,423	-0,036	389	52	6,558	0,132	0,152	0,006
46	-0,323	-0,404	1,251	-0,119	-0,112	2,800	-0,188	0,790	113	0	0,232	0,812	4,314	0,002
47	0,024	0,014	0,583	0,002	0,063	0,800	-0,109	-0,735	0	41	6,778	0,129	0,148	0,027
48	0,023	0,085	3,696	0,007	0,036	1,100	-0,009	0,249	102	142	11,295	0,081	0,089	0,015
49	-0,021	-1,435	68,333	-0,094	0,021	0,400	0,190	-0,086	331	483	39,483	0,025	0,025	0,027
50	0,067	0,134	2,000	0,005	0,089	0,900	-0,013	-0,060	188	206	30,125	0,032	0,033	0,090
51	0,016	0,012	0,750	0,000	0,045	1,400	0,130	0,138	276	85	4,398	0,185	0,227	0,002
52	0,031	0,002	0,065	0,002	0,129	0,400	-0,124	0,310	507	283	1,969	0,337	0,508	0,139
53	0,047	0,071	1,511	0,007	0,045	1,500	0,065	0,083	68	58	5,879	0,145	0,170	0,023
54	0,055	0,008	0,145	0,002	0,078	0,800	-0,172	0,092	342	127	5,173	0,162	0,193	0,131
55	0,023	0,009	0,391	0,004	0,037	1,200	-0,358	0,386	0	67	1,171	0,461	0,854	0,016

Modelo de Previsão de Insolvências – Micro e PME's Nacionais

Empresa	Roa	Roe	Afin	Ros	Rop	Ract	Ev	Fmat	Pzmex	Pzm	Deq	Af	Solv	Cfv
56	-0,125	-1,306	10,448	-0,235	-0,149	0,600	-0,385	-0,078	129	362	8,889	0,101	0,113	0,042
57	-0,146	NA	NA	-0,366	-0,245	0,500	-0,267	-0,556	28	224	-40,551	-0,025	-0,025	0,074
58	-0,016	-0,052	3,250	-0,026	0,016	1,000	0,584	0,148	114	92	0,900	0,526	1,112	0,010
59	0,134	335,930	2506,940	0,036	0,115	1,500	0,175	-0,109	220	118	6090,161	0,000	0,000	0,042
60	0,028	-0,060	-2,143	-0,030	0,171	0,900	-0,153	0,414	26	436	1,249	0,445	0,801	0,075
61	-0,128	-1,348	10,531	-0,429	-0,210	0,300	-0,545	-0,442	585	125	8,117	0,110	0,123	0,054
62	0,043	-0,009	-0,209	-0,002	0,085	0,600	-0,220	0,056	736	199	5,751	0,148	0,174	0,070
63	-0,010	-0,074	7,400	-0,015	0,042	0,800	0,050	-0,075	190	229	5,124	0,163	0,195	0,002
64	-0,067	-0,621	9,269	-0,404	-0,178	0,200	-0,527	-0,375	802	233	6,280	0,137	0,159	0,084
65	-0,048	-3,175	66,146	-0,359	-0,088	0,400	-0,462	0,043	182	353	21,406	0,045	0,047	0,238
66	0,020	0,102	5,100	0,008	0,065	1,500	-0,162	-0,307	108	4	6,904	0,127	0,145	0,003
67	-0,304	NA	NA	-0,235	-0,128	1,700	0,054	-0,404	160	98	-4,855	-0,259	-0,206	0,056
68	0,060	0,213	3,550	0,028	0,218	0,300	5,029	0,060	3603	153	24,527	0,039	0,041	0,177
69	-0,088	-0,781	8,875	-0,129	-0,102	0,900	0,549	0,140	625	122	6,099	0,141	0,161	0,026
70	0,013	0,001	0,077	0,001	0,111	0,200	-0,238	0,176	2218	295	3,200	0,238	0,312	0,065
71	-0,032	-0,953	29,781	-0,083	-0,017	0,500	-0,365	-0,046	745	0	20,030	0,048	0,050	0,002
72	0,021	0,025	1,190	0,009	0,008	0,900	-0,427	0,019	61	244	2,021	0,331	0,495	0,013
73	0,044	0,096	2,182	0,002	0,021	3,800	0,062	-0,256	39	1	10,580	0,086	0,095	0,009
74	-1,497	NA	NA	-0,589	-0,516	2,900	-0,202	-5,258	67	30	-1,190	-5,256	-0,840	0,071
75	-0,426	NA	NA	-0,920	-0,625	0,500	-0,658	-0,378	0	443	-24,640	-0,042	-0,041	0,058
76	0,018	-0,036	-2,000	-0,041	0,167	0,200	-0,524	-0,086	107	824	2,792	0,264	0,358	0,115
77	0,048	0,038	0,792	0,007	0,067	1,100	0,023	0,066	47	122	4,352	0,187	0,230	0,021
78	-0,302	NA	NA	-0,085	-0,042	3,600	0,046	-1,680	0	1	-1,911	-1,098	-0,523	0,000
79	-0,004	-0,540	135,000	-0,024	0,014	1,400	-0,131	0,062	22	215	15,235	0,062	0,066	0,021
80	-0,042	-0,206	4,905	-0,595	-0,526	0,100	-0,657	0,300	2678	54	3,364	0,229	0,297	0,069
81	0,021	-0,044	-2,095	-0,007	0,038	1,200	-0,141	0,143	183	103	4,799	0,172	0,208	0,013
82	0,050	0,038	0,760	0,005	0,051	1,500	-0,076	0,061	97	39	4,003	0,200	0,250	0,025
83	0,068	0,017	0,250	0,003	0,109	1,300	0,044	0,152	111	89	2,913	0,256	0,343	0,043
84	-0,012	-1,332	111,000	-0,073	0,001	0,600	-0,447	0,002	392	199	27,470	0,035	0,036	0,067
85	0,020	-0,050	-2,500	-0,017	0,025	1,000	-0,033	0,477	159	250	1,950	0,339	0,513	0,044
86	-0,098	-0,162	1,653	-0,150	-0,121	0,700	-0,279	0,621	38	380	0,571	0,636	1,750	0,000
87	0,107	0,209	1,953	0,149	0,281	0,400	-0,829	-0,422	0	0	2,663	0,273	0,376	0,058
88	0,005	0,001	0,200	0,000	0,012	2,200	-0,272	0,788	130	54	0,179	0,848	5,600	0,000
89	0,046	0,051	1,109	0,016	0,032	2,200	0,000	0,613	67	87	0,473	0,679	2,115	0,002
90	0,040	0,036	0,900	0,010	0,076	1,100	0,170	-0,138	177	65	2,478	0,288	0,404	0,027
91	0,040	0,052	1,300	0,024	0,049	1,100	-0,112	0,650	84	81	0,937	0,516	1,068	0,014
92	0,009	0,018	2,000	0,500	0,079	1,800	0,527	0,232	0	97	1,140	0,467	0,878	0,000
93	0,132	0,224	1,697	0,075	0,128	1,200	0,154	0,071	43	151	1,496	0,401	0,669	0,006
94	0,076	0,090	1,184	0,042	0,054	1,700	0,129	0,631	164	143	0,299	0,770	3,346	0,000
95	-0,004	-0,018	4,500	-0,009	0,099	1,400	-0,162	0,396	36	83	0,446	0,691	2,240	0,000
96	0,037	0,062	1,676	0,007	0,057	1,500	0,083	0,209	40	106	4,522	0,181	0,221	0,012
97	0,014	0,024	1,714	0,014	0,047	0,800	0,191	0,423	200	209	1,103	0,476	0,907	0,000
98	-0,021	-0,068	3,238	-0,026	0,026	1,100	0,003	0,272	131	123	1,347	0,426	0,742	0,017
99	0,028	0,052	1,857	0,010	0,043	1,500	0,026	0,241	122	123	2,616	0,277	0,382	0,013
100	0,051	0,158	3,098	0,008	0,020	3,500	0,146	0,208	31	44	4,899	0,170	0,204	0,004

Anexo 4 – Correlação de Spearman

Correlação de Spearman			Insolvencia	Volume de Negócios
Spearman's rho	Insolvencia	Correlation Coefficient	1,000	-,315**
		Sig. (2-tailed)		,003
		N	87	87
	Volume de Negócios	Correlation Coefficient	-,315**	1,000
		Sig. (2-tailed)	,003	
		N	87	87

** , significa que o coeficiente é estatisticamente significativo para um nível de significância de 1%

Anexo 5- Correlações de Pearson

Correlação de Peason

		Insolvência	Roa	Roe	Afin	Ros	Rop	Ract	Ev	Fmat	Pzmex	Pzm	Deq	Af	Solv	Cfv
Insolvencia	Pearson	1	-,243*	,057	,107	-,217*	-,135	-,376**	,045	-,262*	,235*	,218*	,075	-,425**	-,328**	,417**
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)		,023	,600	,325	,043	,211	,000	,680	,014	,028	,043	,491	,000	,002	,000
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Roa	Pearson	-,243*	1	,198	,055	,445**	,643**	,064	,166	-,038	-,068	-,132	,184	-,087	-,218*	,144
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,023		,066	,610	,000	,000	,558	,125	,727	,534	,221	,088	,425	,042	,185
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Roe	Pearson	,057	,198	1	,415**	,047	,085	,029	,016	-,058	-,012	-,022	,992**	-,125	-,059	,001
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,600	,066		,000	,668	,435	,787	,883	,595	,910	,839	,000	,248	,588	,990
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Afin	Pearson	,107	,055	,415**	1	-,005	,017	-,009	,002	-,142	-,050	-,008	,520**	-,166	-,093	-,013
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,325	,610	,000		,961	,878	,936	,985	,188	,647	,941	,000	,123	,391	,907
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Ros	Pearson	-,217*	,445**	,047	-,005	1	,622**	,165	,162	,011	-,244*	-,212*	,034	,118	,044	-,159
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,043	,000	,668	,961		,000	,127	,133	,920	,023	,048	,756	,275	,683	,142
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Rop	Pearson	-,135	,643**	,085	,017	,622**	1	-,027	,281**	-,041	-,148	-,081	,073	,036	-,054	,239*
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,211	,000	,435	,878	,000		,807	,008	,708	,172	,454	,499	,739	,617	,026
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Ract	Pearson	-,376**	,064	,029	-,009	,165	-,027	1	-,039	,165	-,316**	-,367**	,022	,113	,146	-,420**
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,000	,558	,787	,936	,127	,807		,723	,127	,003	,000	,837	,297	,177	,000
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87

Correlação de Peason

		Insolvência	Roa	Roe	Afin	Ros	Rop	Ract	Ev	Fmat	Pzmex	Pzm	Deq	Af	Solv	Cfv
Ev	Pearson	,045	,166	,016	,002	,162	,281**	-,039	1	,215*	,452**	-,107	,014	-,076	-,070	,272*
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,680	,125	,883	,985	,133	,008	,723		,046	,000	,326	,895	,484	,518	,011
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Fmat	Pearson	-,262*	-,038	-,058	-,142	,011	-,041	,165	,215*	1	,067	,002	-,079	,653**	,594**	-,154
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,014	,727	,595	,188	,920	,708	,127	,046		,540	,984	,465	,000	,000	,155
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Pzmex	Pearson	,235*	-,068	-,012	-,050	-,244*	-,148	-,316**	,452**	,067	1	,016	-,015	-,168	-,112	,429**
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,028	,534	,910	,647	,023	,172	,003	,000	,540		,880	,893	,120	,304	,000
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Pzm	Pearson	,218*	-,132	-,022	-,008	-,212*	-,081	-,367**	-,107	,002	,016	1	-,014	-,094	-,106	,274*
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,043	,221	,839	,941	,048	,454	,000	,326	,984	,880		,900	,387	,327	,010
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Deq	Pearson	,075	,184	,992**	,520**	,034	,073	,022	,014	-,079	-,015	-,014	1	-,150	-,073	,007
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,491	,088	,000	,000	,756	,499	,837	,895	,465	,893	,900		,165	,499	,948
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Af	Pearson	-,425**	-,087	-,125	-,166	,118	,036	,113	-,076	,653**	-,168	-,094	-,150	1	,862**	-,334**
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,000	,425	,248	,123	,275	,739	,297	,484	,000	,120	,387	,165		,000	,002
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Solv	Pearson	-,328**	-,218*	-,059	-,093	,044	-,054	,146	-,070	,594**	-,112	-,106	-,073	,862**	1	-,281**
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,002	,042	,588	,391	,683	,617	,177	,518	,000	,304	,327	,499	,000		,008
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87
Cfv	Pearson	,417**	,144	,001	-,013	-,159	,239*	-,420**	,272*	-,154	,429**	,274*	,007	-,334**	-,281**	1
	Correlation															
	Sig. (2-tailed)	,000	,185	,990	,907	,142	,026	,000	,011	,155	,000	,010	,948	,002	,008	
	N	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87	87

*, **, significa que o coeficiente é estatisticamente significativo para um nível de significância de 5 e 1%, respetivamente.