

**EDUARDO SERUR BRUNI**

**USO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA PARA PRECIFICAÇÃO  
DE *CREDIT DEFAULT SWAPS***

Trabalho de Formatura apresentado à Escola  
Politécnica da Universidade de São Paulo  
para a obtenção do Diploma de Engenheiro  
de Produção

**SÃO PAULO  
2007**

**EDUARDO SERUR BRUNI**

**USO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA PARA PRECIFICAÇÃO  
DE *CREDIT DEFAULT SWAPS***

Trabalho de Formatura apresentado à Escola  
Politécnica da Universidade de São Paulo  
para a obtenção do Diploma de Engenheiro  
de Produção

Orientadora: Prof<sup>a</sup> Dr<sup>a</sup> Linda Lee Ho

**SÃO PAULO  
2007**

## **FICHA CATALOGRÁFICA**

**Bruni, Eduardo Serur**

**Uso de regressão logística para precificação de  
*Credit***

***Default Swaps* / E.S. Bruni. -- São Paulo, 2007.**

**p.**

**Trabalho de Formatura - Escola Politécnica da  
Universidade  
de São Paulo. Departamento de Engenharia de  
Produção.**

**1.Análise de regressão e de correlação 2.Mercado  
financeiro**

**3.Derivativos I.Universidade de São Paulo. Escola  
Politécnica. Departamento de Engenharia de  
Produção II.t.**

## **DEDICATÓRIA**

Aos meus pais.

## **AGRADECIMENTOS**

Aos meus pais e irmãos, pela eterna motivação e carinho.

À minha namorada Debora Giannotti, por todo seu apoio, companheirismo, dedicação e participação.

À professora Dra Linda Lee Ho, pela orientação, colaboração e conhecimentos compartilhados que foram fundamentais para a realização deste trabalho.

## RESUMO

O risco de não pagamento de obrigações creditórias é um tópico de grande importância no mercado financeiro. Diversos instrumentos capazes de mitigar os riscos dos bancos cedentes de crédito e transferi-los para investidores dispostos a aceitá-los em troca de remunerações elevadas foram criados ao longo dos últimos anos, com destaque para os *Credit Default Swaps*. Sendo assim, o objetivo desse trabalho é propor um modelo de precificação desses derivativos de crédito tomando por base um modelo de regressão logística capaz de estimar a probabilidade de não pagamento de dívidas.

Palavras-chave: Análise de Regressão e Correlação; Mercado Financeiro; Derivativos

## **ABSTRACT**

The default risk in credit operations is a recurring topic in discussions regarding the financial markets. Several instruments capable of mitigate the risks incurred by the financing banks by passing them to investors willing to risk their capital in order to receive higher returns on investments were created over the past years, being the Credit Default Swaps the most important. Considering this, the main objective of this work is to propose a Credit Default Swap pricing model based on a logistic regression analysis that will provide estimates for the probability of companies *default*.

Keywords: Regression and Correlation Analysis; Financial Markets; Derivatives

## SUMÁRIO

<b>1.</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>16</b>
1.1	ESTRUTURA DO TRABALHO .....	17
<b>2.</b>	<b>CONCEITOS GERAIS .....</b>	<b>19</b>
2.1	SISTEMA FINANCEIRO .....	19
2.2	INSTRUMENTOS DE CRÉDITO .....	21
2.2.1	<i>Emissão Pública de Dívida.....</i>	<i>21</i>
2.2.2	<i>Emissão de Dívida através de instrumentos de crédito privado.....</i>	<i>22</i>
2.3	INSTRUMENTOS DERIVATIVOS .....	23
2.3.1	<i>Contratos a Termo.....</i>	<i>24</i>
2.3.2	<i>Contratos Futuros.....</i>	<i>24</i>
2.3.3	<i>Opções .....</i>	<i>25</i>
2.3.4	<i>Swaps .....</i>	<i>27</i>
2.3.5	<i>Derivativos de Crédito.....</i>	<i>28</i>
2.4	CLASSIFICAÇÃO DE RISCO – RATINGS .....	31
<b>3.</b>	<b>CONCEITOS DE MODELAGEM MATEMÁTICA .....</b>	<b>34</b>
3.1	MODELOS DE REGRESSÃO .....	34
3.1.1	<i>Modelos de Regressão Linear.....</i>	<i>35</i>
3.1.2	<i>Modelos de Regressão Logística.....</i>	<i>36</i>
3.1.3	<i>Testes de Significância dos Coeficientes do Modelo de Regressão .....</i>	<i>40</i>
3.1.4	<i>Seleção das Variáveis Predictoras .....</i>	<i>42</i>
3.2	MODELO DE HULL & WHITE PARA PRECIFICAÇÃO DE CREDIT DEFAULT SWAPS .....	45
<b>4.</b>	<b>FORMULAÇÃO DO MODELO .....</b>	<b>48</b>
4.1	DEFINIÇÃO DO UNIVERSO AMOSTRAL.....	50
4.2	DEFINIÇÃO DAS VARIÁVEIS INDEPENDENTES .....	52
4.3	ANÁLISE DOS DADOS COLETADOS .....	67
4.4	DETERMINAÇÃO DO MODELO DE REGRESSÃO LOGÍSTICA.....	70
4.5	INTERPRETAÇÃO DOS COEFICIENTES DO MODELO PROPOSTO .....	77
4.6	ANÁLISE DE ADERÊNCIA DO MODELO PROPOSTO .....	79
4.7	PRECIFICAÇÃO DE CDSs ATRAVÉS DA PROBABILIDADE ESTIMADA DE DEFAULT .....	82
4.7.1	<i>Aplicação do modelo proposto .....</i>	<i>85</i>



4.7.2	<i>Validação do modelo</i> .....	87
-------	----------------------------------	----

5.	<b>CONCLUSÃO</b> .....	89
----	------------------------	----

	<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b> .....	92
--	---	----

## ANEXOS

ANEXO A: Conjunto de Dados Utilizados na Formulação do Modelo – Empresas em Situação de <i>Default</i> .....	97
ANEXO B: Conjunto de Dados Utilizados na Formulação do Modelo – Empresas Adimplentes .....	98
ANEXO C: Conjunto de Dados Adicionais Utilizados na Validação do Modelo.....	100
ANEXO D: Saída do Minitab .....	101

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1a – Perfil das emissões de dívida no Brasil .....	21
Figura 2.1b – Perfil das emissões de dívida nos EUA .....	21
Figura 2.2 – <i>Payoff</i> de contratos a termo e futuros. ....	25
Figuras 2.3a, 2.3b, 2.3c e 2.3d – <i>Payoff</i> de opções para posições compradas e vendidas. ....	26
Figura 2.4 – Funcionamento esquemático de <i>Swaps</i> de moedas. ....	27
Figura 2.5 – Funcionamento esquemático de um CDS.....	30
Figura 2.6 – Funcionamento esquemático de um TRS. ....	31
Figura 2.7 – Evolução dos cupons pagos pelos emissores de dívidas de acordo com seus <i>ratings</i> . ....	33
Figura 3.1 – Função resposta logística.....	37
Figura 4.1 – Perfil das empresas selecionadas: País de origem .....	50
Figura 4.2 – Perfil das empresas selecionadas: Setor de atuação .....	51
Figura 4.3 – Gráfico de dispersão do índice de valores de capital de giro para empresas em <i>default</i> .....	53
Figura 4.4 – Gráfico de dispersão do índice de valores de capital de giro para empresas adimplentes .....	53
Figura 4.5 – Probabilidades cumulativas do índice de despesas financeiras para empresas em <i>default</i> .....	58
Figura 4.6 – Probabilidades cumulativas do índice de despesas financeiras para empresas adimplentes .....	58
Figura 4.7 – Probabilidades cumulativas do índice de endividamento do EBITDA para empresas em <i>default</i> .....	61

Figura 4.8 – Probabilidades cumulativas do índice de endividamento do EBITDA para empresas adimplentes .....	61
Figura 4.9 – Probabilidades cumulativas do retorno sobre os ativos para empresas em <i>default</i> .....	63
Figura 4.10 – Probabilidades cumulativas do retorno sobre os ativos para empresas adimplentes .....	63
Figura 4.11 – Histórico de lucratividade das empresas analisadas. ....	64
Figura 4.12 – Histórico de capital de giro das empresas analisadas. ....	65
Figura 4.13 – Histograma do índice de variação dos ativos totais para empresas em <i>default</i> . ....	66
Figura 4.14 – Histograma do índice de variação dos ativos totais para empresas adimplentes.....	66
Figura 4.15 – <i>Box-plot</i> para análise dos valores da variável $x_8$ .....	68
Figura 4.16 – <i>Box-plot</i> para análise dos valores da variável $x_{12}$ .....	69
Figura 4.17 – Estimação da probabilidade de <i>default</i> do McDonald's Corp.....	86

## ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 2.1 – Tabela comparativa de ratings. ....	32
Tabela 4.1 – Tabela resumo dos valores observados para as variáveis independentes. ....	67
Tabela 4.2 – Tabela resumo dos resultados do primeiro passo do método <i>stepwise</i> . ....	70
Tabela 4.3 – Tabela resumo dos resultados do segundo passo do método <i>stepwise</i> . ....	71
Tabela 4.4 – Tabela resumo dos resultados do terceiro passo do método <i>stepwise</i> . ....	72
Tabela 4.5 – Tabela resumo dos resultados do quarto passo do método <i>stepwise</i> . ....	73
Tabela 4.6 – Tabela resumo dos resultados do quinto passo do método <i>stepwise</i> . ....	74
Tabela 4.7 – Tabela resumo dos resultados do sexto passo do método <i>stepwise</i> . ....	75
Tabela 4.8 – Tabela resumo dos resultados do sétimo passo do método <i>stepwise</i> . ....	76
Tabela 4.9 - Resultados da análise de aderência do modelo proposto. ....	80
Tabela 4.10 – Resultados da análise de aderência do modelo proposto utilizando-se dados adicionais. ....	81
Tabela 4.11 – Dados do ativo de referência do <i>CDS</i> . ....	86
Tabela 4.12 – Dados dos <i>bonds</i> do McDonald’s Corp utilizados no modelo. ....	87
Tabela 4.13 – Dados do ativo livre de risco utilizado no modelo. ....	87

## ÍNDICE DE SIGLAS E ABREVIATURAS

➤	CDS	<i>Credit Default Swaps</i>
➤	CCB	Cédulas de Crédito Bancário
➤	CCI	Cédulas de Crédito Imobiliário
➤	CH	Cédulas Hipotecárias
➤	CDI	Certificado de Depósito Interbancário
➤	ANBID	Associação Nacional dos Bancos de Investimento
➤	TR	Taxa Referencial
➤	TJLP	Taxa de Juros de Longo Prazo
➤	TBF	Taxa Básica de Financiamento
➤	SFH	Sistema Financeiro da Habitação
➤	ISDA	<i>International Swaps Derivatives Association</i>
➤	TRS	<i>Total Return Swap</i>
➤	EBITDA	<i>Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization</i>
➤	VPL	Valor Presente Líquido

## ÍNDICE DE SÍMBOLOS

➤	$\varepsilon$	Erro padrão da regressão
➤	$\beta$	Coefficiente da variável da equação de regressão
➤	$y$	Variável dependente (resposta)
➤	$x$	Variável independente (explicativa)
➤	$\pi$	Probabilidade de ocorrência de evento
➤	$\varsigma$	Função de Verossimilhança
➤	$\alpha$	Nível de confiança
➤	$\iota$	Máxima Verossimilhança
➤	$L$	Função de log-verossimilhança
➤	$D$	Função de <i>Deviance</i>
➤	$W$	Teste de Wald
➤	$G$	Razão de Verossimilhança
➤	$s$	<i>Spread</i> do CDS
➤	$R$	Taxa de recuperação do ativo de referência ( <i>recovery rate</i> )

## 1. INTRODUÇÃO

Este trabalho será desenvolvido tendo como base o programa de estágios de um conceituado Banco de Investimentos com atuação internacional nas mais diversas áreas de negócios. Em particular, a área de estudo será a mesa de operações de renda fixa para clientes institucionais.

Além de operar nos mercados de compra e venda de moedas, opções, títulos da dívida soberana e títulos privados, *swaps* e vários outros derivativos financeiros, a mesa de operações tem como função efetuar a Marcação a Mercado dos papéis operados pelos clientes e é justamente essa atividade que motivou o desenvolvimento desse trabalho.

Como grande parte das operações efetuadas com derivativos de crédito são feitas em função das necessidades e desejos de seus clientes, apresentando grande variabilidade e alto grau de customização, a tarefa de precificar esses ativos depois que eles foram emitidos torna-se complicada e muito trabalhosa.

Para os clientes, é fundamental que o banco provenha atualizações dos preços dos ativos detidos, tanto para acompanhar sua carteira de papéis quanto para, no caso dos gestores de fundos de investimento, calcular cotas de fundos e parâmetros de gestão de risco de mercado.

Uma das principais atividades do banco em questão é a estruturação de derivativos de crédito em que o ativo objeto são as operações de financiamento efetuadas pela área de Vendas. A criação desses instrumentos derivativos, permite que a instituição venda parte do risco de mercado desses empréstimos para fundos de investimento e demais clientes propensos a correr um risco maior em troca de um retorno também maior do que o propiciado por títulos de dívida governamental.



O principal foco de interesse desse trabalho é justamente a dificuldade existente na precificação desses derivativos, uma vez que essa depende da probabilidade de não pagamento desses financiamentos (probabilidade de “*default*”). Os derivativos escolhidos como alvo do estudo foram os chamados Credit Default Swaps (CDS), que nada mais são do que seguros contra esse risco de *default*.

Como objetivo final desse trabalho, pretende-se desenvolver um modelo para precificação de *Credit Default Swaps* tendo como base a utilização da regressão logística para estimar a probabilidade de não pagamento de obrigações financeiras por parte das empresas.

## 1.1 Estrutura do Trabalho

Nesse primeiro capítulo, são abordados os principais objetivos do trabalho, os aspectos que motivaram a escolha do tema, as ferramentas que serão utilizadas na resolução do problema proposto e também a estrutura dos capítulos subsequentes.

No capítulo 2, serão apresentados os conceitos necessários para o entendimento do tema, incluindo a descrição da dinâmica dos mercados de crédito e de derivativos financeiros, os principais produtos desses mercados e os principais mecanismos de financiamento utilizados por empresas e bancos de investimento atualmente. Entre os produtos incluídos no estudo, encontram-se os *Credit Default Swaps*, que serão explicados de forma mais detalhada por constituírem a base teórica desse trabalho.

No capítulo 3, serão apresentados os fundamentos matemáticos que servirão como base para a formulação dos modelos de regressão logística e de precificação de *Credit Default Swaps*. O modelo de precificação de HULL & WHITE (2000) será apresentado e estudado de forma detalhada.

No capítulo 4, serão apresentados os dois modelos alvos desse trabalho: o modelo de regressão logística para estimar as probabilidades de não pagamento de obrigações financeiras; e o modelo de precificação de *Credit Default Swaps*. Além de apresentados os modelos, serão também propostas análises de verificação de aderência dos mesmos.

No capítulo 5, serão apresentadas as conclusões do trabalho e também sugestões para melhorias do estudo realizado.

## 2. CONCEITOS GERAIS

Nesse capítulo, serão abordados conceitos ligados aos mercados financeiros de forma geral e mais especificamente aos mercados de crédito corporativo, incluindo noções básicas da estrutura das taxas de juros, importância dos *ratings* atribuídos pelas agências de classificação de risco, derivativos de crédito e outros aspectos julgados importantes para a compreensão do trabalho.

### 2.1 Sistema Financeiro

De acordo com a definição de CAVALCANTE (2003), o Sistema Financeiro é o conjunto de instituições e instrumentos financeiros que possibilita a transferência de recursos dos ofertadores finais para os tomadores finais, criando condições para que os títulos e valores mobiliários tenham liquidez no mercado. Esses tomadores e ofertadores são movidos por diferentes interesses e necessidades:

- Os tomadores finais de recursos são os chamados agentes deficitários, uma vez que seus gastos pretendidos superam sua capacidade de gerar renda. Por esse motivo, é necessário que recebam um complemento de poupanças de outros agentes em situação oposta, dispondo-se a pagar pelo capital extra que conseguirem.
- Os ofertadores finais de recursos são aqueles que se encontram em posição superavitária, ou seja, pretendem gastar menos do que conseguem gerar como renda e, portanto, são capazes de disponibilizar recursos aos agentes que deles necessitam, cobrando um valor extra por isso.

No atual arranjo do sistema financeiro, as instituições financeiras existentes podem ser classificadas de acordo com a natureza das operações que estão autorizadas a realizar – sendo classificadas como bancárias ou não bancárias – e de acordo com o tipo de operações que podem realizar – sendo classificadas como instituições de crédito ou distribuidoras de títulos e valores mobiliários.

É importante destacar os principais agentes superavitários que compõem o sistema financeiro brasileiro de acordo com o Banco Central:

- Bancos comerciais, que captam principalmente depósitos à vista e depósitos de poupança e são tradicionais fornecedores de crédito para as pessoas físicas e jurídicas, especialmente capital de giro no caso das empresas;
- Bancos de investimento, que captam depósitos a prazo e são especializados em operações financeiras de médio e longo prazo;
- Caixas Econômicas, que também captam depósitos à vista e depósitos de poupança e atuam mais fortemente no crédito habitacional;
- Bancos cooperativos e cooperativas de crédito, voltados para a concessão de crédito e prestação de serviços bancários aos cooperados, quase sempre produtores rurais;
- Sociedades de crédito imobiliário e associações de poupança e empréstimo, também voltadas para o crédito habitacional;
- Sociedades de crédito e financiamento, direcionadas para o crédito ao consumidor.

Segundo dados do Banco Central do Brasil, em Dezembro de 2005 o sistema financeiro do país contava com 1.574 instituições financeiras de crédito, totalizando cerca de 17,4 mil agências e 95,1 milhões de contas.

## 2.2 Instrumentos de Crédito

O mercado de concessão de crédito corporativo pode ser dividido em duas categorias distintas de acordo com a natureza das emissões, sendo elas a emissão pública de dívidas e a emissão privada.

Conforme mostrado nas Figuras 2.1a e 2.1b, o mercado de emissão de dívida através de instrumentos privados no Brasil ainda é muito pouco desenvolvido. Enquanto cerca de 63% do total de emissões de dívida nos Estados Unidos em 2006 foi proveniente de instrumentos de crédito privados, no Brasil esse número cai para apenas 32%, o que demonstra um forte potencial de crescimento desse mercado. Uma das razões que pode explicar essa característica do mercado de dívidas brasileiro é a alta taxa de juros praticada no país, que favorece a venda desses créditos ao mercado, uma vez que seus retornos são muito atrativos.

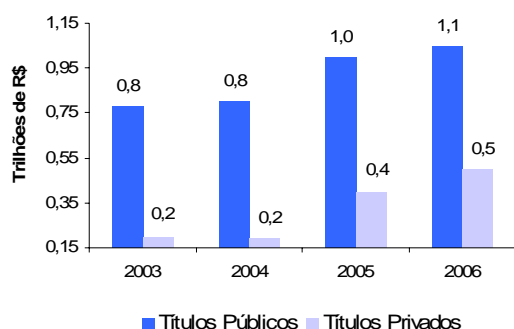


Figura 2.1a – Perfil das emissões de dívida no Brasil  
Fonte: Andima

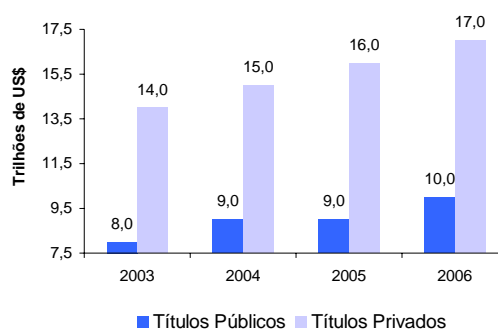


Figura 2.1b – Perfil das emissões de dívida nos EUA  
Fonte: Andima

A seguir, serão apresentados os principais instrumentos de emissão pública e privada de dívidas.

### 2.2.1 Emissão Pública de Dívida

Uma emissão pública de dívida, consiste na emissão de títulos de crédito ofertados publicamente pelas empresas com a finalidade de obtenção de recursos em forma de dívida e com lastro em sua capacidade creditória, o que para empresas brasileiras, é feito geralmente em forma de *Eurobônus* e *Commercial Papers*.

Segundo CAVALCANTE e MISUMI (2003), *Eurobônus* são *bonds* emitidos por empresas brasileiras no mercado europeu, com instituições financeiras como garantidoras, cuja renda é fixada segundo a taxa *treasury* da LIBOR (*London Interbank Offered Rate*, a taxa referencial de juros no mercado interbancário europeu) mais um *spread* de acordo com o risco de crédito do emissor.

*Commercial Papers* nada mais são do que notas promissórias de giro rápido e destinadas a financiamentos de curtíssimo prazo, podendo ser emitidos sem que bancos intermediários precisem prestar garantia à operação, o que reduz de forma considerável os custos de captação.

### 2.2.2 Emissão de Dívida através de instrumentos de crédito privado

Os principais instrumentos de concessão de crédito privado no Brasil, são as Cédulas de Crédito Bancário (CCBs), as Cédulas de Crédito Imobiliário (CCIs) e as Cédulas Hipotecárias (CHs), que serão explicadas com mais detalhes a seguir.

Instituída oficialmente pelo governo Brasileiro pela lei 10.931 em 02 de Agosto de 2004, a Cédula de Crédito Bancária (CCB) representa uma promessa de pagamento em dinheiro, decorrente de operação de crédito, de qualquer modalidade. Pode ser emitida por pessoas física ou jurídica, tendo uma instituição bancária como contraparte.

Entre as vantagens do ativo, está o fato de ser um instrumento de crédito ágil, que pode ser emitido com ou sem garantia, real ou fidejussória. Outra vantagem é a possibilidade de aquisição pelos fundos mútuos, fundações e seguradoras, o que diminui a exposição dos bancos credores ao risco de não pagamento e permite a exposição de clientes não-financeiros a ativos com maior taxa de retorno do que as aplicações em títulos de crédito governamentais.

A remuneração da CCB pode ser feita através de taxas prefixadas, taxas flutuantes (geralmente indexadas às taxas DI, SELIC, ANBID, TR e TJLP), Índice de Preços ou Variação Cambial.

A Cédula de Crédito Imobiliária (CCI) também foi instituída oficialmente pelo governo Brasileiro pela lei 10.931 em 02 de Agosto de 2004, representando uma promessa de pagamento em dinheiro, decorrente de operação de crédito imobiliário. Pode ser emitida por pessoas física ou jurídica, tendo uma instituição bancária como contraparte.

O objetivo principal quando da criação das CCIs era desenvolver um instrumento legal capaz de agilizar a transferência de contratos de financiamento imobiliário entre bancos e credores de financiamentos imobiliários e companhias securitizadoras, que as utilizam como lastro na emissão de Certificados de Recebíveis Imobiliários.

A Cédula Hipotecária (CH), por sua vez, foi instituída oficialmente pelo governo Brasileiro pelo decreto-lei 70/1966, representando uma promessa de pagamento com garantia real de hipoteca, podendo ser emitida pelo credor hipotecário nos casos de:

- Operações compreendidas no Sistema Financeiro da Habitação (SFH);
- Hipotecas de que sejam credores instituições financeiras em geral ou companhias de seguro;
- Hipotecas entre outras partes, desde que a cédula hipotecária seja originariamente emitida em favor de instituições financeiras em geral e companhias de seguro.

A cédula hipotecária poderá ser integral, quando representar a totalidade do crédito hipotecário, ou fracionária, quando representar parte dele. Os contratos de empréstimo com garantia hipotecária poderão prever o reajuste das respectivas prestações de amortização e juros com a conseqüente correção monetária da dívida.

### 2.3 Instrumentos Derivativos

Os Derivativos são instrumentos financeiros cujos valores “derivam” de um outro ativo ou instrumento financeiro de referência que, segundo FORTUNA (2005), justificam sua existência, seja com a finalidade de obtenção de um ganho especulativo específico, ou como proteção (*hedge*) contra eventuais perdas no ativo ou instrumento financeiro de referência. Os

principais referenciais dos derivativos são o preço de ações e *bonds*, cotações de moedas e de commodities, taxas de juros e diversos índices de ações e inflação.

Os Instrumentos Derivativos podem ser divididos em cinco grupos de produtos: os contratos futuros; os contratos a termo; as opções; e os *swaps*, que serão explicados adiante.

### 2.3.1 Contratos a Termo

Um contrato a termo é um acordo de compra e venda de um ativo em determinada data futura, por um preço pré-estabelecido. Nessa espécie de contrato, uma das partes se compromete a comprar o ativo objeto em uma determinada data, por um determinado preço, assumindo dessa forma o que o mercado convencionou como uma “posição comprada”. Por consequência, a contraparte nesse contrato assume uma “posição vendida”, sendo obrigada a vender o ativo na data e com o preço acordados.

No vencimento de um contrato a termo, a contraparte “vendida” deve entregar o ativo para a parte “comprada” em troca da quantia em dinheiro fixada no início da operação.

Pode-se concluir que caso o preço à vista do ativo objeto seja superior ao preço acordado no início do contrato, o titular da posição comprada levou vantagem na operação, uma vez que está pagando um preço menor do que o de mercado para adquirir o ativo. Da mesma forma, se o preço à vista estiver mais baixo, o titular da posição vendida leva vantagem na operação, uma vez que conseguirá vender seu ativo por um preço superior aos praticados no mercado.

### 2.3.2 Contratos Futuros

Os contratos futuros podem ser considerados como a forma mais estruturada dos contratos a termo. Da mesma forma que nos contratos a termo, nos contratos futuros as partes entram em um acordo de compra e venda de um determinado ativo, por um determinado preço, em uma determinada data futura.

A grande diferença entre os dois contratos reside no fato de os contratos futuros serem geralmente negociados em Bolsa de Valores e por isso, a troca de posições até a data de



vencimento do contrato é constante, o que pode alavancar perdas e ganhos além de não obrigar nenhuma das partes a manter o contrato até seu vencimento, uma vez que as operações podem ser anuladas pela compra/venda de uma posição oposta, ou seja, se uma das partes assumiu uma posição comprada em determinado ativo, basta que ele assuma uma posição vendida nesse mesmo ativo, com o mesmo preço e vencimento para que ele anule sua posição anterior.

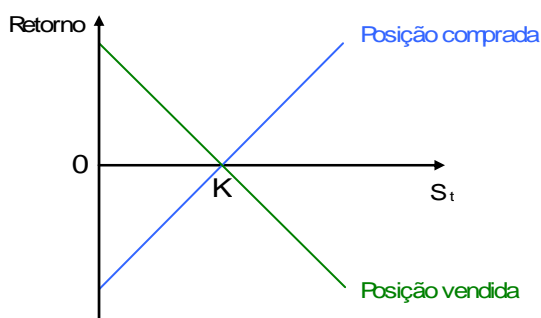


Figura 2.2 – *Payoff* de contratos a termo e futuros.  
Fonte: Autor

A Figura 2.2 mostra o retorno (*payoff*) de contratos a termo e futuros para posições compradas e vendidas, onde  $K$  representa o preço de entrega do ativo e  $S_t$  o preço do ativo no vencimento do contrato.

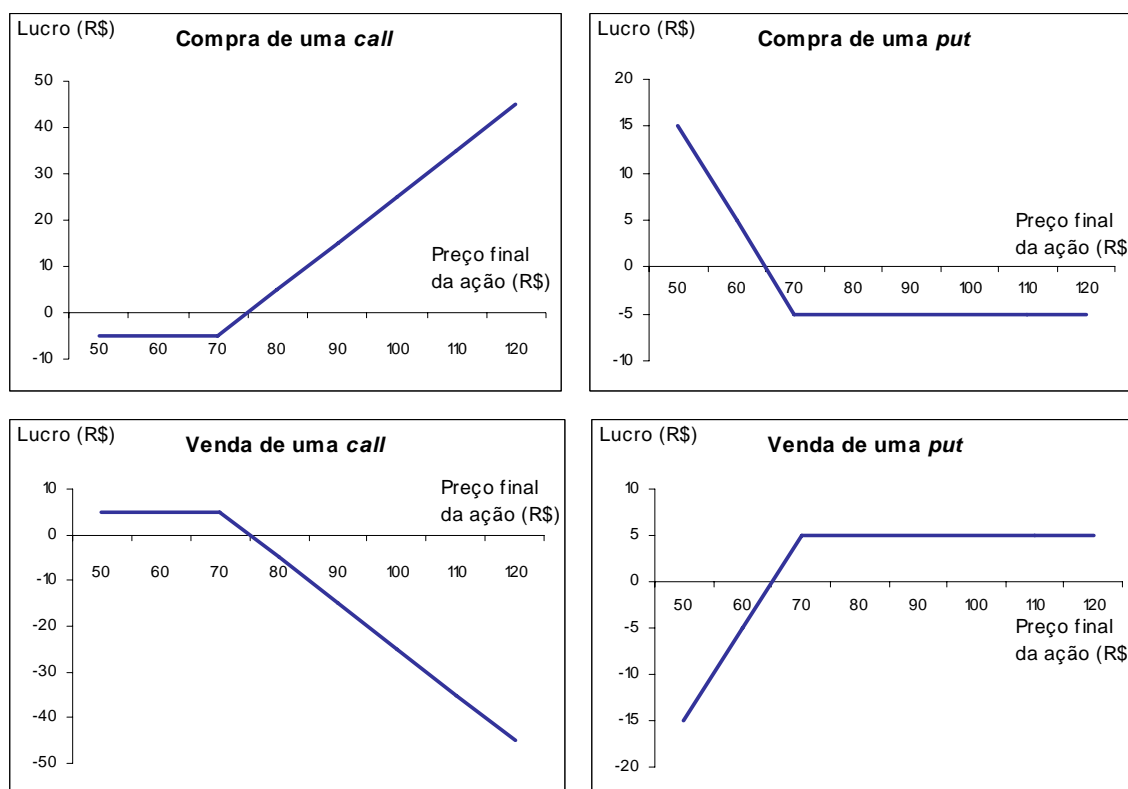
### 2.3.3 Opções

De acordo com CAVALCANTE (2003), uma opção é um tipo de derivativo que confere ao investidor um direito de compra ou venda de uma quantidade de um ativo-objeto a um preço fixo pré-estabelecido (preço de exercício da opção) até ou na data de seu vencimento.

Existem dois tipos básicos de opções: as *calls*, que são as opções de compra e, portanto, as opções que proporcionam ao seu detentor o direito de comprar determinado ativo em certa data, por determinado preço; e as *puts*, que são as opções de venda e, de maneira oposta, proporcionam ao seu detentor o direito de vender determinado ativo em uma certa data, por um certo preço.

Além dessa classificação envolvendo direitos de compra ou venda, as opções também podem ser distinguidas através da forma com que podem ser exercidas: as opções americanas podem ser exercidas a qualquer momento até o seu vencimento, enquanto as opções europeias só podem ser exercidas na data de seu vencimento.

Outro ponto importante a ser observado quando estudadas as opções refere-se a sua diferença em relação aos contratos futuros e a termo explicados anteriormente. No caso de uma opção, seu detentor possui o direito, mas não a obrigação de exercer o contrato, o que limita as perdas caso a posição adotada se mostre equivocada. Para ter esse direito e não uma obrigação de liquidar o contrato, as opções possuem um prêmio, ou seja, um valor implícito que deve ser pago pelo tomador da posição e que representa dessa forma, a máxima perda a qual ele estará exposto.



Características das *calls* e *puts*: Preço de exercício = R\$ 70,0 e Preço da opção (prêmio) = R\$ 5,0

Figuras 2.3a, 2.3b, 2.3c e 2.3d – *Payoff* de opções para posições compradas e vendidas.

Fonte: Autor

As Figuras 2.3a, 2.3b, 2.3c e 2.3d representam o retorno que um investidor pode esperar quando assume uma posição no mercado de opções. Através da observação dessas figuras,

fica clara também uma das principais características de uma opção, que é o fato de perdas ou ganhos estarem limitados de acordo com os valores dos prêmios pagos por elas.

### 2.3.4 Swaps

Os *swaps* são acordos entre duas partes determinando uma troca de fluxos de caixa numa data futura, podendo ser baseados em diversos ativos, tais como índices, taxas de juros, preços de ações, moedas e *commodities*.

Os *swaps* mais comumente utilizados são os *swaps* de taxas de juros, onde uma das partes assume uma taxa de juros fixa e a outra uma taxa atrelada a um percentual variável. Na prática, esse tipo de *swap* pode ser feito entre uma empresa com dívidas lastreadas em um percentual flutuante (CDI, por exemplo) e um banco comercial, que nesse caso, assumiria a dívida flutuante da empresa, cobrando em troca, um percentual fixo pré determinado. Dessa forma, a empresa estaria fazendo um *hedge* contra alterações nas taxas de juros.

Outro *swap* muito utilizado principalmente por empresas exportadoras, que possuem custos indexados em moeda local e receitas indexadas em dólares, é o *swap* de moedas, onde a empresa paga para um banco comercial uma taxa fixa e em troca recebe o resultado da variação cambial, eliminando dessa forma, o impacto negativo que uma alteração no câmbio traria às suas receitas, conforme mostrado no esquema da Figura 2.4:

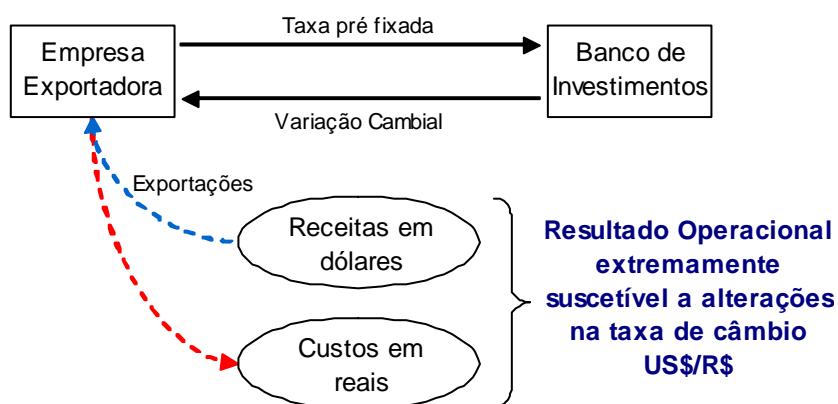


Figura 2.4 – Funcionamento esquemático de *Swaps* de moedas.

Fonte: Autor

### 2.3.5 Derivativos de Crédito

Segundo DURBIN (2006), os derivativos de crédito podem ser definidos como contratos em que as partes negociam o risco de crédito de operações. Esses contratos permitem que os investidores reduzam seu risco associado ao não pagamento de operações de crédito sem ter que se desfazer da carteira de empréstimos que detém.

A finalidade de um derivativo de crédito é permitir aos administradores de carteiras uma proteção adicional contra os chamados riscos de *default*, que incluem os riscos de inadimplência, de rebaixamento e de *spread*, conforme explicado abaixo:

- **Risco de inadimplência:** risco de não pagamento de determinado empréstimo / obrigação, expondo os respectivos credores a perdas totais ou parciais do montante emprestado;
- **Risco de rebaixamento:** risco que advém da possibilidade de uma determinada agência de *rating* rebaixar a classificação da capacidade do devedor em honrar seus pagamentos. Nos casos de rebaixamento da classificação dos devedores, as obrigações vinculadas a ele têm seus valores de mercado alterados, deteriorando o valor da carteira de financiamentos do credor;
- **Risco de *spread*:** risco que também advém da deterioração da qualidade do crédito devedor, que tende a gerar alterações no valor do prêmio cobrado para novos empréstimos. Na prática, isso significa que o valor cobrado pelo credor está abaixo dos valores que seriam cobrados pelo mercado para financiar esse devedor agora que a qualidade de seu crédito se deteriorou.

Os derivativos de crédito não são negociados em Bolsas de Valores, mas sim contratados no chamado “Mercado de Balcão”, seguindo as convenções internacionais estabelecidas pela *International Swaps and Derivatives Association (ISDA)*. Dentre os principais pontos estabelecidos pela *ISDA*, encontram-se os termos de pagamento e liquidação financeira das operações, os eventos de crédito que serão cobertos pelo contrato e quais são os valores que deverão ser pagos se algum desses eventos ocorrer.

Para entender de forma mais clara o funcionamento desses contratos, é importante que se estude a motivação de cada uma das partes quando do fechamento dessas operações, que, segundo HULL (1997) pode ser definida como:

- **Posição de “vendedor do risco” ou “comprador de proteção”:** o uso de derivativos de crédito permite uma diversificação da carteira dos investidores, possibilitando o balanceando da relação risco-retorno de seus ativos de acordo com suas necessidades. Além disso, a venda do risco de crédito pode permitir um giro maior do capital, uma vez que mais empréstimos poderão ser feitos já que seus riscos foram minimizados e diluídos pelo mercado;
- **Posição de “comprador de risco” ou “vendedor de proteção”:** o uso de derivativos de crédito permite a exposição desses investidores a ativos com maior risco (e consequentemente maior retorno) sem que os desembolsos necessários para se financiar o devedor sejam efetuados. Dessa forma, mesmo que o montante para se financiar determinada empresa esteja indisponível, o investidor comprador de risco poderá estar sujeito ao risco de crédito do devedor e, consequentemente, se beneficiar do retorno proveniente desse financiamento.

A categoria de derivativos de crédito é representada por dois produtos básicos: os *Credit Default Swaps* e os *Total Return Swaps*, que serão explicados adiante.

O *Credit Default Swap* (CDS) é o derivativo de crédito mais simples de todos e, justamente por isso, o mais negociado nos mercados internacionais. Nesse contrato, o comprador de proteção paga uma taxa fixa periódica (geralmente anual) sobre o montante acordado da operação em troca de um pagamento pré-determinado e condicionado à ocorrência de um evento de *default*. No caso da ocorrência desse evento o vendedor da proteção paga ao comprador a quantia determinada, que corresponde ao montante necessário para que se “cubram” as perdas causadas pelo evento de *default*.

Quando analisadas as características de um CDS, pode-se comparar sua estrutura e sua finalidade às dos contratos de opções citados anteriormente. Estudando-se o exemplo de um

investidor em títulos públicos governamentais que compra um CDS para se proteger de possíveis eventos de default daquele país, pagando por ele quantias anuais pré-fixadas, fica evidente a semelhança dessa estrutura com a dos contratos de opções, uma vez que esse mesmo investidor poderia ter comprado uma “opção de compra do crédito” desse país, que seria exercida em caso de o crédito se deteriorar (o que permitiria sua compra a um preço mais baixo do que o preço de mercado) e caso contrário não seria exercida, tendo o investidor incorrido no custo de pagamento de seu prêmio (equivalente ao custo das parcelas anuais pagas pelo CDS).

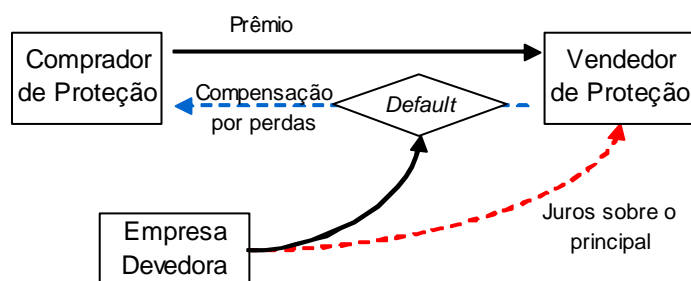


Figura 2.5 – Funcionamento esquemático de um CDS.

Fonte: Autor

A Figura 2.5 mostra o funcionamento esquemático de um CDS, indicando os pagamentos anuais feitos pelo comprador de proteção e o pagamento condicional do vendedor em caso de ocorrência de *default* por parte da empresa devedora.

O *Total Return Swap* (TRS) é um derivativo de crédito em que o retorno total de um ativo durante a vida do contrato é repassado para o investidor comprador de risco (vendedor de proteção), que em troca disso, paga uma determinada parcela fixa anual. Dessa maneira, o vendedor de proteção recebe todo o fluxo de caixa proveniente daquele ativo (incluindo pagamento de juros e dividendos). Sendo assim, em caso de desvalorização do preço do ativo (por evento de *default* ou simplesmente por variações de mercado), o vendedor de proteção paga ao comprador essa diferença e em caso de apreciação, recebe do comprador a quantia equivalente, configurando assim a troca do retorno total do ativo.

A grande diferença entre um TRS e um CDS consiste no fato de que o CDS é especificamente desenhado para que o comprador de proteção tenha suas perdas evitadas em casos de

ocorrência de um evento de *default*, enquanto que o TRS assegura ao comprador de proteção que suas perdas serão evitadas mesmo que nenhum evento de crédito ocorra.

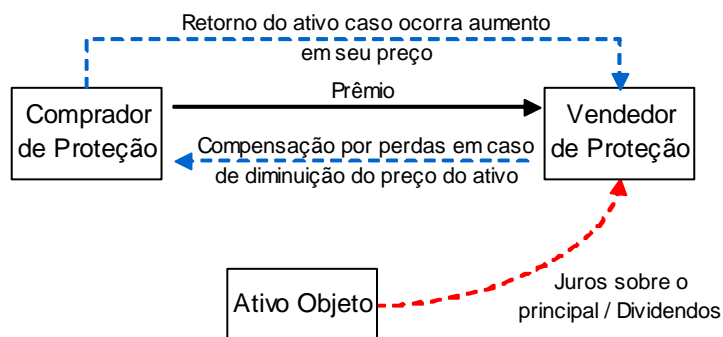


Figura 2.6 – Funcionamento esquemático de um TRS.  
Fonte: Autor

A Figura 2.6 mostra o funcionamento esquemático de um TRS, indicando os pagamentos devidos pelo comprador de proteção, referentes ao prêmio anual e a um eventual repasse da apreciação do ativo objeto, e devidos pelo vendedor de proteção, que deve compensar o comprador em casos de desvalorização da cotação do ativo objeto, seja ela fruto de um evento de *default* ou não.

## 2.4 Classificação de Risco – *Ratings*

Os *ratings* são notas estabelecidas por agências de classificação de risco em relação à qualidade de crédito de um emissor, seja ele um governo ou uma empresa, indicando a percepção da agência em relação à capacidade e a disposição do emissor de honrar, completa e pontualmente, suas obrigações financeiras.

Os *ratings* de crédito, largamente utilizados pelos investidores quando da tomada de decisão por investimentos ligados ao risco de crédito de uma empresa, podem ser entendidos como indicadores da probabilidade de que o capital investido seja recebido de volta segundo os termos contratados, ajudando o mercado a distinguir a situação econômica de diferentes empresas e governos.

Atualmente, três empresas se destacam no mercado de classificação de risco, sendo as que apresentam maior nível de confiabilidade nas notas em que atribuem. São elas: a Standard & Poors, a Fitch Ratings e a Moody's.

Cada agência de classificação de risco elabora uma escala própria de avaliação, que geralmente parte da nota máxima "AAA", que indica capacidade extremamente forte de honrar com seus compromissos financeiros até a mínima "D", que indica que o emissor já está inadimplente. Uma escala comparativa entre os ratings das três maiores agências e o seu significado pode ser encontrado na Tabela 2.1:

Fitch / S&P	Moody's	Descrição do rating	"Investment Grade"
AAA	Aaa	Crédito da melhor qualidade - Extremamente confiável com relação ao pagamento de suas obrigações	
AA	Aa	Crédito muito bom - Muito confiável no pagamento de suas obrigações	
A	A	Crédito bom - Mais suscetível às alterações nas condições econômicas	
BBB	Baa	Nota mais baixa dentre as classificações <i>Investment Grade</i>	"Investment Grade"
BB	Ba	Indica necessidade de cautela ao investidor - melhor classificação dentre os "créditos de segunda linha"	
B	B	Muito suscetível à variações econômicas - Atualmente mostrando que consegue honrar seus pagamentos	
CCC	Caa	Dependente de uma melhora na situação econômica - dificuldade para efetuar seus pagamentos	
CC	Ca	Risco muito alto - Muito perto de entrar em <i>default</i>	
C	C	Muito perto de ou já tendo decretado a falência - Pagamentos continuam sendo efetuados	
D	-	Não está honrando os pagamentos da dívida	

Tabela 2.1 – Tabela comparativa de ratings.  
Fonte: Wharton School – Credit Derivatives.

Existem categorias diferentes de classificação de risco. Por exemplo, uma emissão soberana – de um governo – pode ter um "*rating*" para moeda local e outro para moeda estrangeira. Além disso, há classificações para emissões de curto prazo e de longo prazo. O mesmo ocorre no caso de empresas.



O *rating* em moeda local indica qual é a capacidade de o emissor pagar suas dívidas na moeda local de seu país. Já a nota em moeda estrangeira demonstra a viabilidade de os vencimentos externos serem honrados.

De acordo com pesquisas das agências classificadoras de risco, a diferença entre as remunerações pagas aos investidores por empresas de diferentes *ratings* tende a aumentar nos próximos anos, em decorrência da procura generalizada por ativos com menores níveis de volatilidade. Isso significa dizer que uma empresa cuja classificação de risco seja inferior, terá que pagar um “prêmio” maior aos investidores que decidirem comprar seus papéis, conforme mostrado na Figura 2.8:

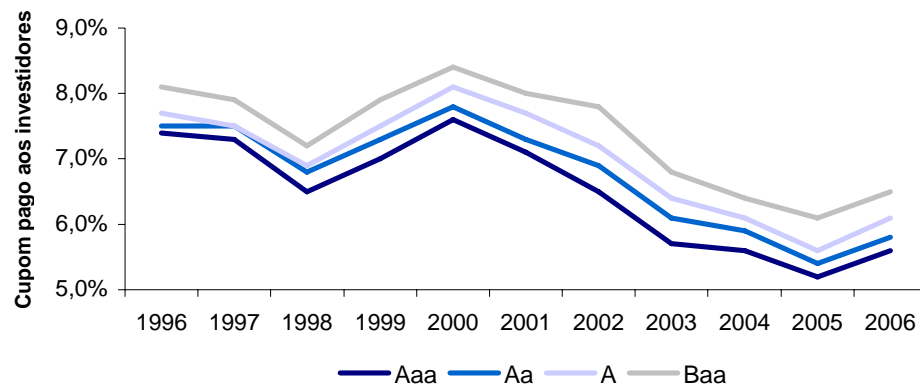


Figura 2.7 – Evolução dos cupons pagos pelos emissores de dívidas de acordo com seus *ratings*.

Fonte: *Wharton School – Credit Derivatives*

### 3. CONCEITOS DE MODELAGEM MATEMÁTICA

Nessa seção, serão estudados os principais conceitos matemáticos envolvidos na modelagem do problema proposto. O modelo de regressão linear será apresentado e depois o estudo tomará como foco os modelos de regressão logística, mostrando sua formulação matemática, a seleção das variáveis que serão incluídas no modelo e também os testes de significância utilizados para mensurar a relevância das variáveis explicativas no modelo.

Além dos modelos de regressão, será apresentado também o modelo desenvolvido por HULL & WHITE (2000) para precificação de *Credit Default Swaps*.

#### 3.1 Modelos de Regressão

Os modelos de regressão são utilizados para estudar o comportamento de uma variável dependente em função de alterações em outras variáveis. De forma genérica, pode-se dizer que o estudo da regressão refere-se à análise de como uma determinada variável ou conjunto de variáveis “explica” alterações sofridas por outra variável.

Segundo AGRESTI (1996), supondo uma variável resposta  $Y$  e um vetor  $p$ -dimensional de variáveis independentes, tal que  $x_i = (x_{i,1}, \dots, x_{i,p})$ , um modelo genérico de regressão estatística pode ser definido como:

$$Y_i = h(x_i) + \varepsilon_i \quad \text{para } i = 1, \dots, n \quad (3.1)$$

A expressão (3.1) representa a equação genérica de uma regressão estatística, onde  $h(x_i)$  representa uma função qualquer que explica o relacionamento entre as variáveis respostas e a variável dependente, e  $\varepsilon_i$  representa as variáveis aleatórias com média zero e variância constante, comumente chamadas de erros da regressão.

A natureza dessa função  $h(x_i)$  define o tipo de regressão que deve ser utilizada para relacionar determinado grupo de variáveis. Como o escopo desse trabalho envolve a determinação de um modelo de regressão logística para previsão da probabilidade de não pagamento de obrigações creditórias, o estudo das regressões ficará limitado às regressões lineares e à própria regressão logística.

### 3.1.1 Modelos de Regressão Linear

O mais simples dos modelos de regressão é a regressão linear simples, que relaciona uma variável resposta a uma única variável independente através de uma relação linear. Dessa forma, a equação geral de regressão tem como função explicativa, uma função linear.

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x + \varepsilon_i \quad \text{para } i = 1, \dots, n \quad (3.2)$$

A equação (3.2) representa a equação de regressão linear simples, onde  $\beta_0$  e  $\beta_1$  são os coeficientes e  $\varepsilon_i$  o erro da regressão. O coeficiente  $\beta_0$  representa o valor da variável resposta quando a variável explicativa  $x$  for igual a 0 e  $\beta_1$  representa qual a variação que a variável resposta sofrerá caso a variável explicativa  $x$  sofra uma variação de uma unidade.

Outro ponto importante que será abordado mais adiante é o fato de a regressão linear permitir que o valor esperado para a variável dependente  $Y$  assumam qualquer número entre  $-\infty$  e  $+\infty$ .

A única diferença entre a regressão linear simples e a regressão linear múltipla é o fato de a múltipla introduzir 2 ou mais variáveis ao modelo de previsão, enquanto a linear introduz apenas 1.

### 3.1.2 Modelos de Regressão Logística

Como em todos os modelos de regressão, a finalidade da regressão logística é descrever a relação existente entre uma variável resposta e uma ou mais variáveis explicativas independentes. O que difere esse modelo de regressão do modelo linear é o fato de a variável resposta que se deseja encontrar ser binária (ou dicotômica), enquanto que na linear essa variável é contínua.

Embora a diferença entre os dois modelos pareça simples, as metodologias aplicadas para suas resoluções são muito diferentes. Nessa seção, será explicado com mais detalhes o modelo utilizado por HOSMER e LEMESHOW (2000) para resolução de equações de regressão logística simples e múltipla.

Dada uma variável resposta  $Y$  binária, pode-se tratá-la como uma variável aleatória capaz de assumir apenas os valores 0 e 1. Em um modelo de regressão logística simples, com apenas uma variável independente  $X$ , define-se  $\pi(x)$  como sendo a probabilidade de a variável resposta ser igual a 1 dado que  $X = x$ . Como  $Y$  só pode assumir os valores 0 e 1, essa probabilidade  $\pi(x)$  é igual a  $E(Y / X = x)$ , podendo ser expressada conforme a equação (3.3):

$$E(Y_i) = \pi(x) = \frac{e^{\beta_0 + \beta_1 x}}{1 + e^{\beta_0 + \beta_1 x}} \quad (3.3)$$

A definição de  $\pi(x)$  mostrada em (3.3) deriva de uma importante transformação de variáveis denominada transformação *logit* da probabilidade  $\pi(x)$ . A principal função dessa transformação é permitir que a função de regressão logística  $g(x)$  tenha características lineares e, portanto, permita que valores entre  $-\infty$  e  $+\infty$  sejam assumidos pela

variável dependente. A equação (3.4), mostra como é feita a transformação *logit*, onde a razão

$\frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)}$  é comumente chamada de *Odds* e a função resposta  $\beta_0 + \beta_1 x$  é denominada como a função resposta *logit*:

$$g(x) = \ln \left[ \frac{\pi(x)}{1 - \pi(x)} \right] = \beta_0 + \beta_1 x \quad (3.4)$$

Onde:  $-\infty < g(x) < +\infty$  para todo  $x$  tal que  $-\infty < x < +\infty$

A Figura 3.1, representa uma função resposta logística genérica, mostrando o encontro assintótico das probabilidades de ocorrência ou não ocorrência de determinado evento (resposta binária 0 ou 1).

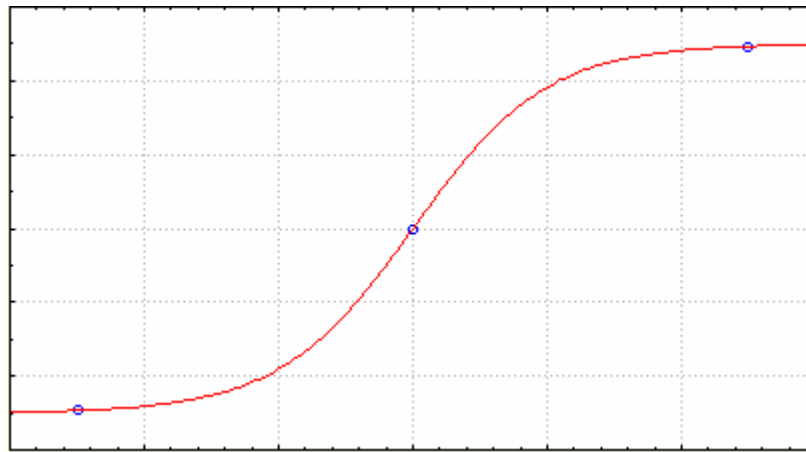


Figura 3.1 – Função resposta logística.  
Fonte: Hosmer e Lemeshow

Quando se tem uma variável resposta binária, pode-se denominar a probabilidade de ocorrência de determinado evento como igual a  $\pi$  e a probabilidade de não ocorrência como igual a  $1 - \pi$ . Nesse caso, pode-se assumir que a variável resposta  $Y$  é uma variável de Bernoulli, com parâmetro  $E(Y) = \pi$  e, portanto, pode-se defini-la como:

$$Y_i = E(Y_i) + \varepsilon_i \quad (3.5)$$

De acordo com HOSMER e LEMESHOW (2005), o parâmetro  $\varepsilon$  da equação (3.5) pode ser entendido como o erro associado a estimativa da variável resposta  $Y_i$ , expressando o desvio das observações em relação a média. No caso de uma regressão linear, esse erro apresenta uma distribuição normal de probabilidade, com variância constante. Já na regressão logística, justamente pelo fato de todas as variáveis seguirem uma distribuição de Bernoulli, esse erro apresenta uma distribuição de média zero e variância igual a  $\pi(x)[1 - \pi(x)]$ , podendo assumir apenas dois valores:

- $\varepsilon = 1 - \pi(x)$  com probabilidade  $\pi(x)$ , se  $Y = 1$ ;
- $\varepsilon = -\pi(x)$  com probabilidade  $1 - \pi(x)$ , se  $Y = 0$ ;

Para que seja possível a determinação do modelo de regressão logística, é necessário estimar os valores dos coeficientes  $\beta_0$  e  $\beta_1$ , tarefa essa que é feita através da utilização do método da máxima verossimilhança.

De forma geral, o método da máxima verossimilhança tem como função retornar valores para os parâmetros desconhecidos  $\beta_0$  e  $\beta_1$  de forma a maximizar a probabilidade de se obter a seqüência observada de dados.

O primeiro passo para a aplicação do método consiste na definição e modelagem da função de verossimilhança, que expressa a probabilidade de obtenção da seqüência observada como função dos parâmetros  $\beta_0$  e  $\beta_1$ . Como a variável resposta  $Y$  assume somente os valores 0 ou 1, a expressão (3.3) para  $\pi(x)$  apresentada anteriormente fornece a probabilidade condicional de  $Y$  ser igual a 1 dado  $x$ , ou seja,  $P(Y = 1/x)$ . Da mesma maneira, tem-se que  $1 - \pi(x)$  representa a probabilidade condicional de  $Y$  ser igual a 0 dado  $x$ ,  $P(Y = 0/x)$ .

Dessa maneira, pode-se representar a contribuição do par  $(x_i, y_i)$  para a função de verossimilhança através da expressão (3.6):

$$\zeta(x_i) = \pi(x_i)^{y_i} [1 - \pi(x_i)]^{(1-y_i)} \quad (3.6)$$

Sendo:  $\pi(x_i) = f(\beta_0, \beta_1)$

Como as observações  $Y_i$  são todas independentes, tem-se que a função de verossimilhança  $\iota(\beta)$  para uma amostra de tamanho  $n$  é dada por:

$$\iota(\beta) = \prod_{i=1}^n \pi(x_i)^{y_i} (1 - \pi(x_i))^{1-y_i} \quad (3.7)$$

De acordo com o método da máxima verossimilhança, estimativas para  $\beta_0$  e  $\beta_1$  são obtidas de forma a maximizar a expressão (3.7), porém, por facilidades matemáticas, o mais usual é a utilização do logaritmo dessa equação, definido como:

$$L(\beta) = \ln[\iota(\beta)] = \sum_{i=1}^n \{y_i \ln[\pi(x_i)] + (1 - y_i) \ln[1 - \pi(x_i)]\} \quad (3.8)$$

Para que seja possível determinar os valores de  $\beta$  que maximizam  $L(\beta)$  é necessário derivar a equação (3.8) em relação a  $\beta_0$  e  $\beta_1$  e igualar a expressão resultante a zero. As equações obtidas dessa forma, conhecidas como expressões de verossimilhança, são as seguintes:

$$\sum_{i=1}^n [y_i - \pi(x_i)] = 0 \quad (3.9)$$

$$\sum_{i=1}^n x_i [y_i - \pi(x_i)] = 0 \quad (3.10)$$

No caso dos modelos de regressão logística, as expressões (3.9) e (3.10) são não lineares em  $\beta_0$  e  $\beta_1$ , sendo necessária a utilização de métodos de resolução iterativos para obter suas soluções, tais como o método de mínimos quadrados ponderado apresentado por *McCullagh e Nelder* (1989).

O modelo de regressão logística múltipla difere do modelo de regressão logística simples apenas por contar com mais de uma variável preditora. Dessa forma, pode-se reescrever a equação (3.11) da seguinte maneira:

$$g(\mathbf{x}) = \ln \left[ \frac{\pi(\mathbf{x})}{1 - \pi(\mathbf{x})} \right] = \beta_0 + \beta_1 x + \dots + \beta_{p-1} x_{p-1} \quad (3.11)$$

As demais equações apresentadas anteriormente para o modelo de regressão logística simples serão novamente utilizadas para o modelo múltiplo, seguindo a notação  $\beta' \mathbf{x} = \beta_0 + \beta_1 * x + \dots + \beta_{p-1} * x_{p-1}$ . Dessa maneira, chega-se a expressão 3.12 para o caso múltiplo:

$$\pi(\mathbf{x}) = \frac{e^{\beta' \mathbf{x}}}{1 + e^{\beta' \mathbf{x}}} \quad (3.12)$$

### 3.1.3 Testes de Significância dos Coeficientes do Modelo de Regressão

Na seção 3.1.2, foram apresentados os principais conceitos e as ferramentas utilizadas na estimação dos coeficientes de uma regressão logística. Nesta seção, será abordado um dos pontos mais importantes no estudo de modelos de regressão, que diz respeito à significância da estimativa do coeficiente para a variável resposta, em relação às variáveis preditoras utilizadas.



Segundo HOSMER e LEMESHOW (2005), o ponto de partida para se avaliar um modelo de regressão é comparar a resposta estimada da variável em questão com ou sem o uso de determinada variável explicativa. Dessa forma, pode-se verificar se a introdução daquela variável melhora o modelo ou não. A seguir, serão apresentados dois testes utilizados para avaliar os modelos de regressão: o teste de log-verossimilhança e o teste de *Wald*.

No caso da regressão logística, a comparação entre os valores estimados pelo modelo com ou sem o uso de uma determinada variável que se deseja testar, é feita através do teste da razão dos logaritmos das funções log verossimilhança, definida na equação (3.8). A razão definida entre os logaritmos da verossimilhança do modelo ajustado e do modelo saturado (definido como o modelo cujos *outputs* correspondem exatamente aos valores observados) é chamada de razão de verossimilhança e segue uma distribuição qui-quadrado com  $\nu$  graus de liberdade, onde  $\nu$  é dado pela diferença do número de graus de liberdade entre os dois modelos, conforme a equação (3.13):

$$D = -2 \ln \left[ \frac{(\text{verossimilhança do modelo proposto})}{(\text{verossimilhança do modelo saturado})} \right] \quad (3.13)$$

Através das expressões 3.8 e 3.13, é possível obtermos a seguinte equação para a razão de verossimilhança, também chamada de *Deviance* segundo MCCULLAGH e NELDER (1983):

$$D = -2 \sum_{i=1}^n \left\{ y_i \ln \left[ \frac{\pi(x_i)}{y_i} \right] + (1 - y_i) \ln \left[ \frac{(1 - \pi(x_i))}{(1 - y_i)} \right] \right\}$$

Para que seja possível a verificação da significância de uma determinada variável do modelo de regressão logística proposto, é preciso que se faça uma comparação entre os resultados obtidos para o *Deviance*  $D$  com e sem a variável que se deseja testar. Essa comparação é feita através da estatística  $G$ , que sob hipótese nula, segue uma distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade:

$$G = -2 \ln \left[ \frac{(\text{verossimilhança sem a variável testada})}{(\text{verossimilhança com a variável testada})} \right] \quad (3.14)$$

Considerando-se que os estimadores de máxima verossimilhança seguem assintoticamente uma distribuição normal, o objetivo do teste de WALD é testar a hipótese  $H_0 : \beta_i = 0$  através da estatística  $W$ , onde  $\hat{\beta}_i$  é o estimador de máxima verossimilhança de  $\beta_i$  e  $SE(\hat{\beta}_i)$  o erro-padrão desse estimador:

$$W = \frac{\hat{\beta}_i}{SE(\hat{\beta}_i)} \quad (3.15)$$

### 3.1.4 Seleção das Variáveis Predictoras

A seleção das variáveis predictoras segue critérios muito particulares entre diferentes modelos de regressão logística, embora busque alcançar sempre o mesmo objetivo: obter um modelo que utilize o menor número possível de variáveis e maximizar a confiabilidade dos resultados obtidos. O racional por trás desse objetivo advém do fato de que quanto maior o número de variáveis utilizadas no modelo, maior se tornarão os erros-padrão obtidos e, portanto, mais dependente das observações efetuadas o modelo se tornará.

O modelo que será utilizado no desenvolvimento desse trabalho usará como base o método *Stepwise*, em virtude da facilidade e eficácia com que um grande número de variáveis e equações podem ser estudados.

O processo *Stepwise* para escolha de variáveis predictoras do modelo de regressão a ser implementado é feito através de medidas estatísticas de significância dos coeficientes ligados a cada uma das variáveis. Essas medidas estatísticas dependem das premissas adotadas no modelo. No caso de regressões logísticas, os desvios-padrão são considerados como

seguidores de uma distribuição de probabilidades binomial e a significância das variáveis é testada através da análise da distribuição  $\chi^2$  da razão de verossimilhança. Dessa forma, em cada etapa do processo, a mais importante variável é aquela que produz a maior alteração na log-verossimilhança do modelo, ou seja, aquele que adicionada ao modelo apresenta o maior valor da razão de verossimilhança  $G$ .

A seguir, será apresentado o algoritmo utilizado na resolução do problema proposto, baseado no processo *stepwise*, que consiste basicamente na utilização de dois métodos mais simples de seleção de variáveis: a seleção *forward* e a seleção *backward*. Antes de iniciar a descrição do método, é importante que se faça uma definição da notação que será utilizada:

- $L_j^{(a)}$  representa o logaritmo da função de verossimilhança do modelo contendo a variável  $x_j$  no passo  $a$
- $G_j^{(a)}$  representa o valor do teste da razão de verossimilhança do modelo contendo ou não a variável  $x_j$  e é dado por:

$$G_j^{(a)} = -2(L_a - L_j^{(a)})$$

- A estatística p-valor para  $G$  é dada por  $p_j^{(a)}$  e determinada da seguinte maneira:

$$p_j^{(a)} = P[\chi^2(\nu) \succ G_j^{(a)}]$$

- i. Passo 0: Supondo-se que têm-se um total de  $p$  possíveis variáveis independentes, o primeiro passo a ser dado no processo é a adequação de um modelo constante contendo apenas o intercepto e a avaliação de sua log-verossimilhança  $L_0$ . Isso é feito através da

construção de  $p$  possíveis modelos de regressão logística com apenas uma variável independente e da seleção do que apresentar o maior valor de log-verossimilhança.

- ii. Passo 1: A partir do modelo de log-verossimilhança  $L_{e_1}^1$  composto pela variável  $x_{e_1}$  selecionado em (i), constroem-se outros  $p-1$  modelos através da inclusão de 1 nova variável  $x_j$ ,  $j = 1, 2, 3, \dots, p$  com  $j \neq e_1$ . Denominando a log-verossimilhança desses modelos como  $L_{e_1 j}^1$ , deve-se calcular o valor de  $G_j^1$  e de  $p_j^{(1)}$  definindo qual das variáveis causará um maior aumento na máxima verossimilhança e portanto, deverá ser incluída no modelo.
  - iii. Passo 2: Depois da inclusão de  $x_{e_2}$ , deve-se proceder uma verificação *backward* para estudar-se a possibilidade da exclusão da variável  $x_{e_1}$ . Nesse passo, denomina-se por  $L_{-e_j}^2$ , a log-verossimilhança do modelo com a exclusão da variável  $x_{e_j}$ . Da mesma maneira que foi feito para o processo *forward*, deve-se verificar a diferença entre o modelo com e sem  $x_{e_j}$  para verificar se a variável deve ser excluída ou não.
- Além dessa análise *backward*, no passo 3 deve-se proceder uma nova análise *forward* a fim de adicionar uma nova variável ao modelo, seguindo o mesmo procedimento adotado no passo 2.
- iv. Próximos passos: Os próximos passos do método são idênticos ao passo 2 e devem ser seguidos até que todas as variáveis significativas sejam adicionadas ao modelo através do processo *forward* e todas as não significativas sejam excluídas através do processo *backward*. Nesse ponto, é importante mencionar que mesmo variáveis que precisem ser retiradas de acordo com a metodologia aplicada podem ser mantidas no modelo caso exista forte evidência teórica da significância que possuem.

Depois de apresentados os principais aspectos teóricos envolvidos na construção do modelo de regressão logística que será utilizado, torna-se necessário apresentar também a teoria envolvida na precificação de *Credit Default Swaps*. Para isso, o modelo de HULL & WHITE (2000) será detalhado a seguir.

### 3.2 Modelo de HULL & WHITE para precificação de *Credit Default Swaps*

O modelo de precificação de CDSs desenvolvido por HULL & WHITE (2000) é atualmente o mais utilizado e reconhecido pelos profissionais de mercado. De acordo com esse modelo, o valor a ser pago por um Credit Default Swap (*spread* do CDS), pode ser definido através da comparação dos valores de juros pagos por ativos “livres de risco” e dos valores pagos por ativos com risco de crédito.

As outras variáveis envolvidas nesse modelo, incluem a parcela de juros já paga pelo emissor da dívida e o valor dos juros que serão pagos pelo bond, além do valor que está sendo pago por outros títulos emitidos pela mesma empresa e com vencimentos em datas diferentes.

Antes de iniciar a descrição matemática do modelo, algumas considerações precisam ser feitas em relação aos termos que serão utilizados daqui para frente:

- Quando da ocorrência de um evento de *default*, o investidor comprado no CDS espera conseguir recuperar pelo menos uma parte de seu dinheiro. Essa parcela considerada como provável retorno em caso de *default* é chamada de valor de recuperação (*recovery value*). Outra definição importante, diz respeito à taxa de recuperação  $r$  (*recovery rate*) dada por:

$$r = \frac{V_r}{N}$$

Onde:  $V_r$  representa o valor esperado de recuperação do ativo;  
 $N$  representa o montante inicial da aplicação (*notional*)

- Será utilizada a definição de valor de recuperação de um CDS, a publicada no guia de derivativos do banco J.P. MORGAN (1999), segundo a qual o valor de recuperação de um determinado ativo corresponde ao valor de face desse ativo no momento de ocorrência do *default* mais os juros acumulados até aquela data.
- O retorno esperado (*payoff*) de um CDS no caso de um evento de *default* no tempo  $t$  corresponde ao valor de face do ativo de referência menos o valor de mercado do ativo objeto imediatamente após  $t$ .
- O valor de mercado do ativo de referência logo após a ocorrência de um *default* é igual ao produto entre a taxa esperada de recuperação e o valor de face do ativo somado aos juros acumulados até a data. Isso significa que o retorno esperado (*payoff*) de um CDS pode ser expresso pela equação 3.16 da seguinte maneira:

$$M - RM[1 + A(t)] = M[1 - R - A(t)] \quad (3.16)$$

Onde:  $M$  representa o montante inicial da aplicação (*notional*)

$R$  representa a taxa esperada de recuperação do ativo

$A(t)$  representa o montante de juros acumulados no tempo  $t$  como porcentagem do valor total investido

- O preço de um CDS é expresso em valores percentuais (*spread* do CDS), uma vez que representa qual a taxa que deve ser paga por um investidor que deseja comprar proteção em relação a determinado ativo.

Tendo apresentado a terminologia principal utilizada por HULL & WHITE (2000), o modelo de precificação proposto, que define o *spread* a ser pago pelo comprador de um CDS, é dado por:

$$s = \frac{(y - x)(1 - R - aR)}{(1 - R)(1 + a')} \quad (3.17)$$

onde:  $y$  = taxa de retorno do ativo de referência (*yield to maturity*) emitido pela companhia;

$x$  = taxa de retorno de um chamado ativo livre de risco, com vencimento semelhante ao vencimento do CDS. Os ativos mais utilizados como livres de risco são as *Treasury* emitidas pelo governo norte-americano

$R$  = taxa esperada de recuperação do ativo de referência

$a$  = valor médio dos juros acumulados como percentual do valor de face do ativo de referência desde a data de sua emissão até a data de vencimento do CDS

$a'$  = valor médio dos juros acumulados como percentual do valor de face de um outro título corporativo emitido pela empresa com vencimento e pagamentos idênticos aos do CDS entre a partida e o vencimento do mesmo.

#### 4. FORMULAÇÃO DO MODELO

Neste capítulo serão descritas a formulação do modelo que será utilizado para estimar a probabilidade de não pagamento de obrigações creditórias por parte de uma determinada empresa e também as variáveis que serão adotadas para tal, explicitando quais os fatores capazes de alterá-las e qual a relevância que elas têm para o modelo proposto.

A variável resposta do modelo possui caráter dicotômico, uma vez que representa eventos mutuamente exclusivos, podendo apresentar somente dois valores, sendo um deles correspondente ao pagamento das obrigações creditórias e o outro correspondente ao não pagamento das mesmas:

- 0 se o pagamento das obrigações creditórias não for efetuado
- 1 se o pagamento das obrigações creditórias for efetuado

Conforme definido anteriormente, o objetivo desse modelo é fornecer uma estimativa da probabilidade de não pagamento de obrigações creditórias, utilizando-a posteriormente como variável de entrada para um modelo de precificação de *Credit Default Swaps*.

Após desenvolvido esse modelo de precificação, os valores obtidos serão comparados com o modelo mais reconhecido e utilizado pelo mercado para a precificação de *Credit Default Swaps*, o modelo de HULL & WHITE (2000), que se baseia na comparação entre valores de títulos emitidos por governos e empresas de semelhante nível de risco para determinar o valor do CDS.



Após a aplicação e validação desse modelo, torna-se possível fazer a marcação a mercado de CDSs que tenham como ativo-objeto empresas de reduzido histórico de captação de dívidas e com perfis de empréstimo e amortização particulares, o que não é possível através da utilização do modelo de HULL & WHITE (2000).

Para iniciar a construção do modelo, torna-se essencial o conhecimento profundo da variável resposta que espera-se prever. Segundo o manual de risco da agência de *ratings* MOODY'S (2001), o não pagamento de obrigações creditórias significa a perda ou atraso em qualquer desembolso de juros da dívida ou amortização de principal, envolvendo as trocas de controle com prejuízo dos detentores de títulos da dívida ou então pedidos de falência e recuperação judicial.

A seguir, serão descritos todos os passos envolvidos na formulação do problema, que incluem:

- (i) a definição do universo de empresas que serão incluídas na coleta de dados;
- (ii) a definição das variáveis independentes;
- (iii) a definição do modelo de regressão logística ótimo através do método *stepwise*;
- (iv) a análise dos resíduos e da validade do modelo proposto;
- (v) a aplicação de um modelo de precificação de *Credit Default Swaps* baseado na probabilidade de *default* de determinada empresa;
- (vi) a validação desse modelo de precificação através da comparação de seus resultados com os obtidos pelo modelo de HULL & WHITE (2000).

#### 4.1 Definição do Universo Amostral

Um ponto fundamental na definição de um modelo de regressão é a seleção do universo em que será realizada a coleta de dados. No caso do levantamento de dados de empresas não pagadoras de dívidas, esse processo de seleção é um pouco mais complicado, uma vez que além de envolver a coleta dos dados, envolve também o levantamento de quais empresas não pagaram suas dívidas, informação essa confidencial e de difícil acesso.

Para contornar esse problema, o modelo proposto usará como base de dados informações públicas obtidas através dos guias fornecidos pelas agências de *rating* Moody's e Standard & Poors com detalhes a respeito das empresas que não pagaram suas obrigações entre os anos de 2001 e 2006 (Maiores informações são encontradas na Bibliografia). Uma vez que esses guias envolvem apenas empresas de capital aberto e negociadas em Bolsas de Valores, o universo de amostra torna-se muito extenso, envolvendo empresas de 6 países diferentes no intervalo de tempo analisado. Como era de se esperar, a maior concentração de empresas não pagadoras vem dos Estados Unidos, uma vez que lá se encontra também o maior número de empresas públicas e, portanto, a maior cobertura pelas agências de *rating*. Conforme mostrado na Figura 4.1, os outros países que aparecem com maior representatividade na lista de nacionalidade das empresas não pagadoras são Inglaterra, Canadá e Japão.

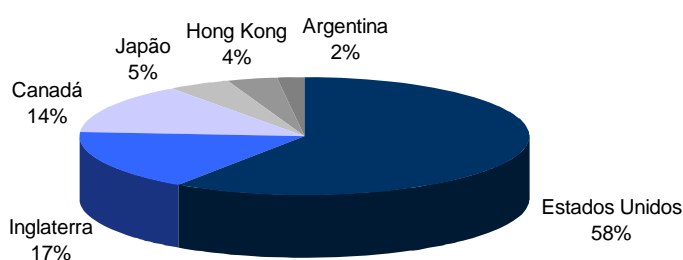


Figura 4.1 – Perfil das empresas selecionadas: País de origem  
Fonte: Autor

Como a coleta de dados também deve incluir as empresas adimplentes, o critério utilizado foi muito parecido, sendo as empresas selecionadas aleatoriamente através das listas de composição dos principais índices acionários das Bolsas de Valores desses 6 países. Como citado anteriormente, o número de empresas americanas de capital aberto é muito superior ao

número de empresas inglesas, canadenses e japonesas, o que fez com que o universo de coleta de dados, mesmo que definido aleatoriamente, possuísse um número muito superior de empresas americanas.

Como todas as empresas públicas inadimplentes ao longo dos últimos 6 anos foram utilizadas na amostragem e a seleção das empresas adimplentes foi feita aleatoriamente através de uma lista de cerca de 1000 empresas presentes nos índices de ações dos países citados anteriormente, o universo obtido foi muito vasto, incluindo empresas dos mais diversos setores de atuação, conforme mostrado na Figura 4.2:

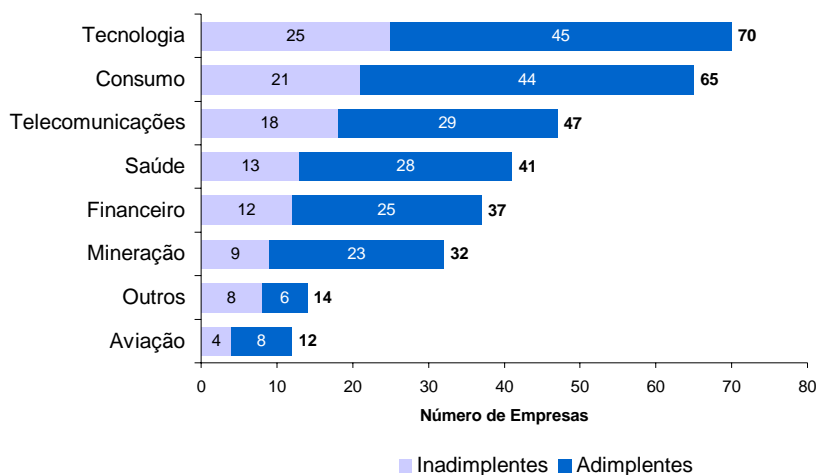


Figura 4.2 – Perfil das empresas selecionadas: Setor de atuação  
Fonte: Autor

A amostra inclui 110 empresas públicas que não pagaram suas dívidas e 218 empresas pagadoras no intervalo de tempo analisado, o que acredita-se ser um tamanho razoável e de manipulação plausível para o modelo proposto.

Para o levantamento das informações financeiras necessárias para a construção das variáveis que serão testadas no modelo e explicadas na seção 4.2, foi utilizado o software financeiro FactSet.

Além desses dados utilizados na construção do modelo, foram coletadas informações a respeito de outras 33 empresas, que serão utilizadas na seção 4.6 para testar a validade do modelo proposto.

## 4.2 Definição das Variáveis Independentes

As variáveis que serão utilizadas para prever o comportamento de empresas frente ao pagamento de obrigações creditórias foram definidas através de dados operacionais que devem mapear seu comportamento financeiro, tais como índices de liquidez e de cobertura de dívida e dados relativos a sua performance operacional e financeira históricas.

Nessa seção, cada uma das variáveis independentes utilizadas na construção do modelo de regressão logística será descrita e analisada, para que seja possível entender seu funcionamento e quais os principais parâmetros que podem alterá-las.

### $x_1$ – Índice de Valores de Capital de Giro

O índice de valores de capital de giro faz parte de um grupo extenso de índices chamados de Índices de Estrutura, por fazerem referência à composição do Ativo (estrutura econômica) e do Passivo (estrutura financeira).

O capital de giro de uma empresa pode ser definido como a diferença entre seus ativos circulantes e passivos circulantes. Segundo DOLABELLA (1995), essa diferença representa os recursos financeiros aplicados pela empresa na execução de seu ciclo operacional mas que serão financeiramente recuperados ao término desse ciclo.

A razão entre o capital de giro e os ativos totais mede a habilidade da empresa em cobrir suas dívidas de curto prazo (passivo circulante). Esse indicador apresenta, dessa forma, uma boa medida no que diz respeito à liquidez da empresa.

No caso de o desempenho da empresa começar a se deteriorar, o que se percebe instantaneamente é a redução do capital de giro, que tende a ficar negativo quando da proximidade de uma situação de insolvência, significando que os passivos circulantes estão se sobrepondo aos ativos circulantes, ou seja, as obrigações exigíveis a curto prazo são maiores do que os direitos de recebimento que a companhia possui. Um valor crescente desse índice, por outro lado, é geralmente um sinal positivo, que mostra a melhora de liquidez da empresa com o passar do tempo.

A partir das Figuras 4.3 e 4.4, que mostram os gráficos de dispersão da variável  $x_1$ , pode-se perceber que os valores desse índice para as empresas que entraram em *default* variam ao redor de uma média muito mais baixa do que para as empresas que estão em dia com suas obrigações creditórias. Além disso, o desvio padrão observado na amostra das empresas devedoras é muito maior, demonstrando a instabilidade dos ativos e passivos dessas empresas:

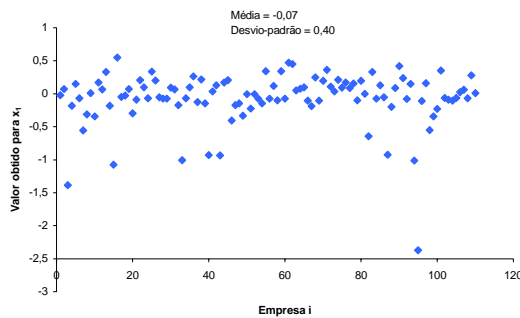


Figura 4.3 – Gráfico de dispersão do índice de valores de capital de giro para empresas em *default*  
Fonte: Autor

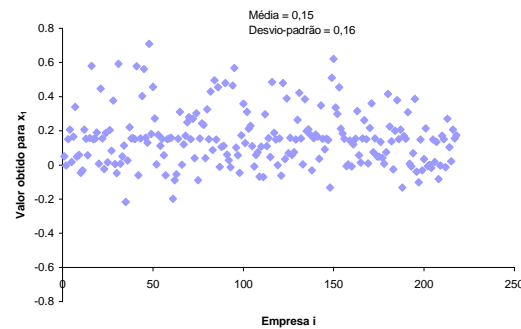


Figura 4.4 – Gráfico de dispersão do índice de valores de capital de giro para empresas adimplentes  
Fonte: Autor

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_1 = \frac{A_C - P_C}{A_T} \quad (4.1)$$

Onde:

- $A_C$  representa os ativos circulantes da empresa;
- $P_C$  representa os passivos circulantes da empresa;
- $A_T$  representa os ativos totais da empresa.

## $x_2$ – Índice de Acumulação de Lucros

O índice de acumulação de lucros mede a capacidade que uma empresa tem de acumular lucros através do uso eficiente de seus ativos.

Os lucros acumulados refletem a performance histórica e a intenção da empresa de permitir que parte dos lucros sejam destinados ao uso da própria empresa, podendo ser revertidos até para o pagamento de dívidas. Em momentos de dificuldade tanto por questões macroeconômicas ou relativas ao ramo de atuação da companhia, os lucros acumulados podem ser decisivos para permitir a continuidade das operações e pagamento de dívidas.

Um resultado desse indicador próximo de 1, indica que o crescimento da empresa foi financiado através de seus lucros e não através do aumento da alavancagem financeira. Por outro lado, um resultado baixo para esse indicador pode indicar que o crescimento da empresa não é sustentável, uma vez que é fundamentalmente baseado no aumento das dívidas e não no reinvestimento dos lucros.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_2 = \frac{L_A}{A_T} \quad (4.2)$$

Onde:  $L_A$  representa os lucros acumulados da empresa;

$A_T$  representa os ativos totais da empresa.

### **$x_3$ – Índice de Lucratividade dos Ativos**

O índice de lucratividade dos ativos mede de forma consistente a real lucratividade de uma empresa, desconsiderando o efeito do pagamento de impostos e o grau de alavancagem da companhia. De forma simples, essa variável indica a eficiência de uma empresa em gerar retorno através de seus ativos, sem ser afetada por decisões financeiras da diretoria.

Um valor crescente desse indicador pode geralmente ser considerado como um bom sinal, mostrando a habilidade da companhia em gerar lucros através de seus ativos.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_3 = \frac{EBIT}{A_T} \quad (4.3)$$

Onde: EBIT, do inglês *Earnings Before Interest and Taxes*, representa o lucro da empresa antes de considerados o resultado financeiro e o pagamento de impostos;

$A_T$  representa os ativos totais da empresa.

#### **$x_4$ – Índice de Giro dos Ativos**

O índice de giro dos ativos totais mede a capacidade dos ativos totais da empresa serem convertidos em vendas de produtos ou serviços. Além de constituir uma medida da capacidade de geração de caixa dos ativos totais da empresa, essa variável pode ser utilizada para comparar a performance da companhia com suas principais concorrentes no setor.

Um valor baixo para essa variável indica que os ativos da companhia não estão gerando receitas suficientes.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_4 = \frac{R}{A_T} \quad (4.4)$$

Onde: R representa a receita da empresa proveniente da venda de seus produtos e/ou serviços;

$A_T$  representa os ativos totais da empresa.

#### **$x_5$ – Índice de Alavancagem Patrimonial**

O índice de alavancagem patrimonial indica a porcentagem que os passivos totais representam sobre os ativos totais de uma empresa, dando uma idéia de sua estrutura de capital.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_5 = \frac{P_T}{A_T} \quad (4.5)$$

Onde:  $P_T$  representa os passivos totais da empresa;

$A_T$  representa os ativos totais da empresa.

### **$x_6$ – Índice de Liquidez Corrente**

O índice de liquidez corrente indica a relação entre os direitos de recebimento de uma empresa a curto prazo e as obrigações exigíveis a curto prazo, mostrando a capacidade que ela possui de honrar seus compromissos.

De maneira geral, se os ativos circulantes representarem mais do que duas vezes o valor dos passivos circulantes, a empresa é vista como tendo forte habilidade financeira de curto prazo. Na outra extremidade, se o valor dos passivos circulantes for maior do que o dos ativos circulantes, a companhia pode vir a apresentar dificuldades relativas ao pagamento de suas obrigações de curto prazo.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_6 = \frac{P_C}{A_C} \quad (4.6)$$

Onde:  $P_C$  representa os passivos circulantes da empresa;

$A_C$  representa os ativos circulantes da empresa.



**$x_7$  – Índice de Cobertura**

O índice de cobertura (*coverage ratio*), é calculado como a diferença entre o lucro operacional e as despesas financeiras dividida pelo lucro operacional. Dessa forma, pode-se verificar que esse índice de cobertura é uma variável monotônica, crescendo de acordo com a capacidade da empresa de cobrir suas despesas financeiras.

Nos casos de empresas cujo principal ativo líquido é o caixa proveniente de suas operações, espera-se obter uma correlação expressiva entre o índice de cobertura e a probabilidade de não pagamento.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_7 = \frac{(L_O - D_F)}{L_O} \quad (4.7)$$

Onde:  $L_O$  representa o lucro pperacional da empresa;

$D_F$  representa as despesas financeiras da empresa.

 **$x_8$  – Índice de Despesas Financeiras**

O índice de despesas financeiras relaciona as despesas financeiras de uma empresa com o seu lucro operacional, indicando quanto desse lucro é utilizado para pagamentos de obrigações financeiras. Seu cálculo é feito de acordo com a equação 4.8:

$$x_8 = \frac{L_O}{D_F} \quad (4.8)$$

Onde:  $L_O$  representa o lucro operacional da empresa;

$D_F$  representa as despesas financeiras da empresa.

Para empresas com endividamento muito elevado, e portanto com maior probabilidade de entrar em situação de *default*, é esperado que esse indicador apresente valores muito baixos, refletindo a grande representatividade dos gastos com pagamentos de suas dívidas sobre o total de lucros gerados por suas operações.

A análise dos dados coletados para esse estudo permite o confronto da representatividade das despesas financeiras nos lucros operacionais das companhias, reforçando a idéia inicial de que quanto maior o endividamento da empresa e quanto mais próxima a ocorrência de um evento de *default*, menor será o valor para esse índice, conforme mostrado nas Figuras 4.5 e 4.6:

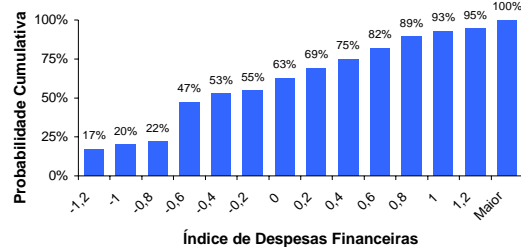


Figura 4.5 – Probabilidades cumulativas do índice de despesas financeiras para empresas em *default*  
Fonte: Autor

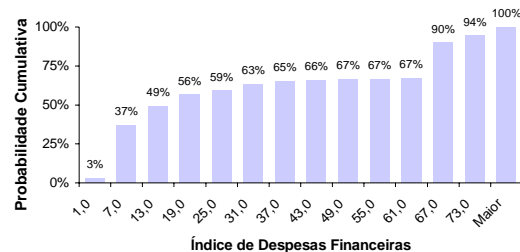


Figura 4.6 – Probabilidades cumulativas do índice de despesas financeiras para empresas adimplentes  
Fonte: Autor

De acordo com os gráficos acima, 93% das empresas em situação de *default* consideradas nesse estudo apresentaram valores do índice de despesas financeiras abaixo de 1, ou seja, apresentaram despesas financeiras superiores a sua geração de lucros operacionais. Por outro lado, cerca de 97% das empresas em dia com suas obrigações apresentaram valores maiores do que 1 para o índice, indicando que seus lucros operacionais foram maiores do que as despesas com dívidas.

Continuando a análise das empresas não devedoras, pode-se ainda constatar através do gráfico apresentado, que cerca de 33% dessas companhias apresentaram o índice de despesas financeiras acima de 60, o que indica que seus lucros operacionais são mais do que 60 vezes maiores do que suas despesas financeiras.

**x<sub>9</sub> – Índice de Liquidez Total**

O índice de liquidez total, de forma diferente do índice de liquidez corrente, relaciona o total de dívidas da companhia com o total de seus ativos, sendo eles tangíveis ou não. Esse indicador, muito utilizado por instituições provedoras de crédito e por investidores que se baseiam nos fundamentos das empresas para definir suas estratégias de aplicação, demonstra com clareza o risco financeiro, uma vez que determina qual a porcentagem dos ativos totais financiados através da emissão de dívidas.

De acordo com os dados obtidos na amostra, dentre as empresas não pagadoras de suas dívidas o valor desse índice atinge a média de 78%, enquanto para as pagadoras chega a apenas 23%. Esses resultados demonstram mais uma vez que a tendência crescente de endividamento de uma empresa é um dos principais causadores da impossibilidade de pagamento em dia de suas obrigações.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_9 = \frac{D_T}{A_T} \quad (4.9)$$

Onde:  $D_T$  representa o total da dívida da empresa, sendo ela de curto ou longo prazo;

$A_T$  representa os ativos totais da empresa.

**x<sub>10</sub> – Índice de Endividamento do Capital**

O índice de endividamento do capital, avalia o grau de alavancagem da estrutura de capital da empresa, mostrando quanto de sua capitalização é proveniente de dívidas.

Considerando-se que o valor total da capitalização de uma empresa é a soma de suas dívidas de longo prazo e do valor de suas ações, é possível que situações de descompasso entre a emissão de dívida e de *equity* (venda de “fatias” da companhia para investidores, como no

caso de uma emissão pública de ações) sejam identificadas em algumas empresas. Como a forma de financiamento mais cara nos mercados atualmente é a dívida, pode-se concluir que uma empresa muito endividada tende a possuir uma maior possibilidade de não pagamento de suas obrigações do que uma empresa que possui capitalização também devida ao *equity*.

Conforme os dados das empresas utilizadas no estudo em questão, o valor médio desse indicador para as empresas em situação de *default* é de cerca de 196%, enquanto para as empresas adimplentes é de apenas 34%. A diferença nesses valores, reforça a visão de que a emissão elevada de dívida tende a ser a última alternativa de financiamento para empresas em situação financeira ruim, uma vez que a captação através de *equity* tende a ser muito difícil nesses casos.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_{10} = \frac{D_T}{C} \quad (4.10)$$

Onde:  $D_T$  representa o total da dívida da empresa, sendo ela de curto ou longo prazo;  
 $C$  representa o valor da capitalização da empresa.

#### **x<sub>11</sub> – Índice de Endividamento do EBITDA**

Primeiramente, deve-se definir o termo EBITDA, do inglês *Earnings Before Interest, Taxes, Depreciation and Amortization*, como sendo o lucro da empresa antes de considerados os valores de juros, impostos, depreciações e amortizações.

O índice de endividamento do EBITDA reflete o nível das dívidas de uma empresa em relação a sua geração efetiva de caixa (medida pelo EBITDA conforme mencionado anteriormente). Segundo estimativas de analistas do mercado de dívida corporativa, o valor desse indicador não deve ultrapassar 20%, ou seja, uma empresa com dívidas equivalentes à um quinto de seu EBITDA é forte candidata a não honrar com suas obrigações. Apesar de ser um consenso de mercado, esse número não pode ser considerado como regra, podendo variar

de acordo com os mercados de atuação da referida empresa e também com seu histórico de geração de receitas e de aumento do endividamento.

Nas Figuras 4.7 e 4.8, pode-se notar que cerca de 50% das empresas não pagadoras de suas obrigações apresentaram valores desse indicador maiores do que 20%. Analisando-se as empresas pagadoras, nota-se que apenas 2% delas apresentam valores superiores a 10%.

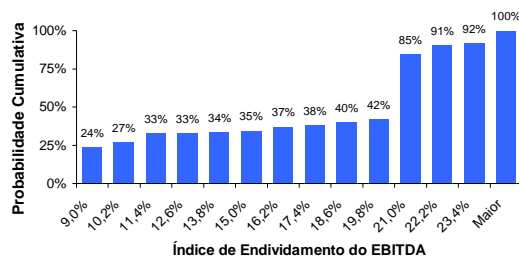


Figura 4.7 – Probabilidades cumulativas do índice de endividamento do EBITDA para empresas em *default*  
Fonte: Autor

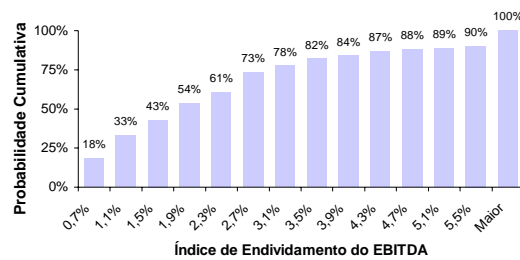


Figura 4.8 – Probabilidades cumulativas do índice de endividamento do EBITDA para empresas adimplentes  
Fonte: Autor

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_{11} = \frac{D_T}{EBITDA} \quad (4.11)$$

Onde:  $D_T$  representa o total da dívida da empresa, sendo ela de curto ou longo prazo;

EBITDA representa o lucro da antes de considerados os valores de juros, impostos, depreciações e amortizações.

### $x_{12}$ – Índice de Pagamento da Dívida

O índice de pagamento da dívida é calculado como a razão entre o EBIT (*Earning Before Interest and Taxes* – lucro antes de juros e impostos) e o total de juros pago pela empresa. Seu valor reflete a habilidade da companhia em pagar suas dívidas utilizando-se de sua geração de caixa já descontados gastos com depreciação e amortização. Quanto maior o valor desse índice, menor a probabilidade de a empresa entrar em uma situação de *default*.

Os valores obtidos através da base de dados para esse indicador, apontaram uma diferença enorme entre os valores para as empresas pagadoras e não pagadoras, sendo sua média de 2,45 para as primeiras e de -0,01 para as segundas. O fato de a média do valor do índice ser negativo para as empresas não pagadoras, indica também que, os valores do EBIT dessas empresas na média também são negativos, o que demonstra uma geração de caixa insuficiente para garantir o pagamento de juros.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_{12} = \frac{EBIT}{D_F} \quad (4.12)$$

Onde:  $D_T$  representa o total da dívida da empresa, sendo ela de curto ou longo prazo;

$D_F$  representa as despesas financeiras da empresa, ou seja, as despesas decorrentes do pagamento de juros e principal de suas dívidas.

### **$x_{13}$ – Índice de Retorno Sobre os Ativos**

O índice de retorno sobre ativos, é um indicador da rentabilidade de uma empresa em relação aos seus ativos, fornecendo uma idéia de como a diretoria utiliza os ativos para gerar lucros. De forma geral, esse índice fornece aos investidores uma visão de como o capital investido na companhia se transforma em lucro para seus acionistas.

Conforme mostrado nas Figuras 4.9 e 4.10, enquanto apenas 5% das empresas em situação de *default* apresentaram retorno sobre os ativos positivo, esse número é de 96% para as empresas que estavam em dia com suas obrigações.

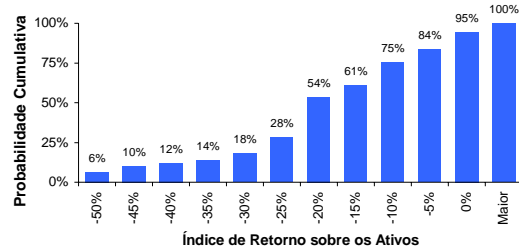


Figura 4.9 – Probabilidades cumulativas do retorno sobre os ativos para empresas em *default*  
Fonte: Autor

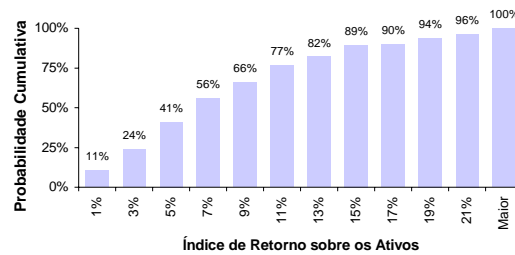


Figura 4.10 – Probabilidades cumulativas do retorno sobre os ativos para empresas adimplentes  
Fonte: Autor

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_{13} = \frac{L_L}{A_M} \quad (4.13)$$

Onde:  $L_L$  representa o lucro líquido da empresa;

$A_M$  representa o valor dos ativos médios da companhia no exercício em questão.

#### $x_{14}$ – Histórico de Lucratividade

A análise do histórico de lucros ou prejuízos das empresas estudadas se limitará à introdução de uma variável “*dummy*” que assume o valor 1 se a empresa tiver apresentado prejuízo nos últimos 2 anos e 0 caso contrário.

Na amostra tomada como base para esse estudo, a grande maioria das empresas que não honraram seus pagamentos apresentaram um histórico de rentabilidade muito inferior ao das companhias que honraram suas dívidas. Conforme mostrado na Figura 4.11, cerca de 60,0% das empresas inadimplentes apresentaram prejuízo nos 2 exercícios imediatamente anteriores ao evento de *default*, enquanto para as empresas adimplentes, essa porcentagem se reduz para 2,3%.

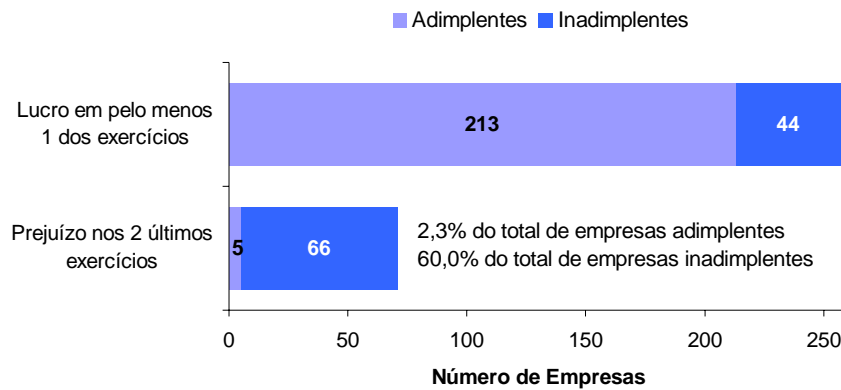


Figura 4.11 – Histórico de lucratividade das empresas analisadas.  
Fonte: Autor

### $x_{15}$ – Índice Acumulado de Lucratividade

O índice de acúmulo de lucros ou prejuízos consiste na razão entre a soma dos lucros (ou prejuízos) dos últimos 3 anos e o total de ativos da empresa. Dessa forma, sua principal função é confrontar dados históricos (lucratividade dos últimos exercícios) com a atual posição dos ativos da empresa, dando uma clara noção de lucratividade desses ativos.

Para empresas que entraram em situação de *default*, é esperado que esse indicador apresente um valor muito mais baixo do que para as empresas que estão em dia com seus pagamentos, uma vez que os seus ativos não estão trazendo o retorno financeiro desejado.

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_{15} = \frac{\sum_{i=1}^3 L_{L_i}}{A_T} \quad (4.14)$$

Onde:  $L_{L_i}$  representa o lucro líquido da empresa no exercício  $i$ ;

$A_T$  representa o valor dos ativos totais da companhia.



### **x<sub>16</sub> – Histórico de Capital de Giro**

Da mesma forma como foi analisada a lucratividade histórica das empresas, o estudo do histórico de capital de giro será feito através de uma variável “*dummy*” que assume o valor 1 se a empresa tiver apresentado capital de giro negativo nos últimos 2 anos e 0 caso contrário. A persistência de uma empresa em situação de capital de giro negativo significa que cada vez mais torna-se difícil honrar compromissos de curto prazo, uma vez que seus passivos circulantes superam os ativos circulantes.

A análise das informações coletadas para o histórico do capital de giro das empresas não obteve um resultado com diferenças tão expressivas entre empresas pagadoras e não pagadoras quanto o histórico de lucratividade mostrado acima. A variável “*dummy*” considerada para análise desse aspecto, mostra que cerca de 28,2% das empresas não pagadoras apresentaram capital de giro negativo nos 2 exercícios anteriores ao evento de *default*, enquanto no universo das pagadoras essa porcentagem foi de 10,3%, conforme mostrado na Figura 4.12:

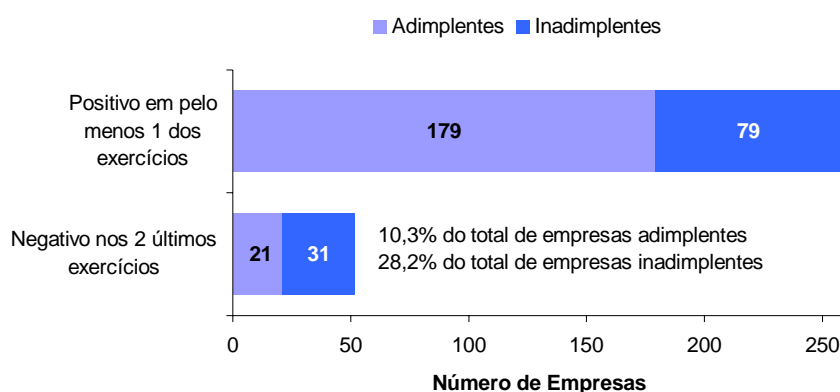


Figura 4.12 – Histórico de capital de giro das empresas analisadas.  
Fonte: Autor

### **x<sub>17</sub> – Índice de Variação dos Ativos**

O índice de variação dos ativos tem como objetivo calcular a variação percentual dos ativos totais da empresa em questão nos últimos 3 exercícios.

Um aumento nos ativos totais da companhia pode ser resultado de diversas mudanças na estrutura do seu balanço, tais como aumento do endividamento (passivo), aumento do giro do ativo e consequente aumento de vendas, e aumento do capital subscrito. De qualquer maneira, em uma empresa que se encontra em situação de *default*, torna-se difícil a ocorrência de um aumento dos ativos, uma vez que dificilmente ela conseguiria crédito para novos financiamentos. Além disso, um aumento nas vendas também necessitaria de novos investimentos e gastos maiores com capital de giro, o que claramente seria muito difícil para uma empresa em situação financeira comprometida.

Conforme mostrado pelos histogramas das Figuras 4.13 e 4.14, cerca de 73,6% das empresas que não honraram seus pagamentos apresentavam redução em seus ativos nos 3 anos anteriores ao *default*, enquanto nas empresas que estão e dia com suas obrigações, essa porcentagem é reduzida para apenas 14,7%.

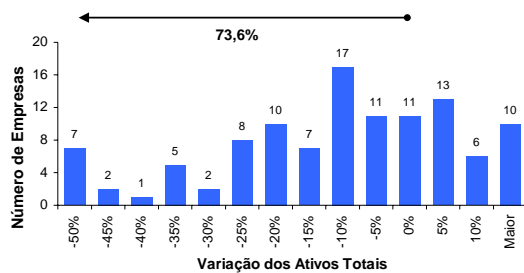


Figura 4.13 – Histograma do índice de variação dos ativos totais para empresas em *default*  
Fonte: Autor

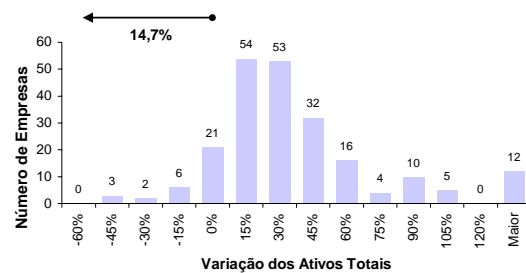


Figura 4.14 – Histograma do índice de variação dos ativos totais para empresas adimplentes  
Fonte: Autor

O cálculo desse índice é dado por:

$$x_{17} = \frac{A_{T_i}}{A_{T_{i-3}}} - 1 \quad (4.15)$$

Onde:  $A_{T_i}$  representa o valor dos ativos totais da empresa no exercício  $i$ ;

$A_{T_{i-3}}$  representa o valor dos ativos totais da empresa no exercício  $i-3$ .

### 4.3 Análise dos dados coletados

A tabela 4.1 mostra um resumo dos dados coletados para cada uma das variáveis observadas, mostrando seus valores máximo e mínimo, sua média e seu desvio padrão:

	Valor Máximo		Valor Mínimo		Média		Desvio Padrão	
	Inadimplentes	Adimplentes	Inadimplentes	Adimplentes	Inadimplentes	Adimplentes	Inadimplentes	Adimplentes
x1	0,55	0,71	-2,37	-0,22	-0,07	0,15	0,40	0,16
x2	0,18	1,07	-8,68	-2,17	-0,59	0,24	0,94	0,36
x3	0,29	0,68	-0,36	-0,05	0,04	0,15	0,11	0,10
x4	3,96	3,74	0,01	0,02	0,99	0,84	0,76	0,69
x5	2,85	1,07	0,00	0,12	1,09	0,60	0,44	0,21
x6	4,75	7,91	0,01	0,35	1,26	1,79	0,87	1,01
x7	72,92	2,74	-39,01	-12,26	1,32	0,74	9,81	0,91
x8	10,21	4.675,89	-20,63	-19,65	-0,73	65,64	2,95	339,62
x9	2,37	0,72	0,06	0,00	0,78	0,23	0,42	0,14
x10	35,31	1,12	0,01	0,00	1,96	0,34	3,68	0,20
x11	1,35	0,24	0,01	0,00	0,21	0,03	0,21	0,03
x12	0,07	247,48	-0,17	-0,16	-0,01	2,46	0,02	17,54
x13	0,03	0,38	-1,23	-0,09	-0,21	0,08	0,19	0,07
x14	1,00	1,00	0,00	0,00	0,60	0,02	0,49	0,15
x15	0,39	0,93	-2,87	-1,16	-0,31	0,13	0,45	0,18
x16	1,00	1,00	0,00	0,00	0,32	0,11	0,47	0,31
x17	0,32	11,44	-0,85	-0,59	-0,14	0,47	0,21	1,28

Tabela 4.1 – Tabela resumo dos valores observados para as variáveis independentes.

Fonte: Autor

Através da análise da Tabela 4.1, pode-se perceber que as variáveis independentes  $x_8$  e  $x_{12}$  apresentam valores muito altos para seus desvios-padrão. Como apenas a análise dos valores máximo e mínimo não é suficiente para explicar a razão de desvios padrão tão elevados, algumas considerações a respeito das variáveis  $x_8$  e  $x_{12}$  e das empresas que apresentam valores discrepantes precisam ser feitas:

#### ➤ Análise da Variável $x_8$

A variável  $x_8$ , definida como Índice de Despesas Financeiras e apresentada anteriormente na seção 4.2, tem como principal característica a alta variabilidade, o que pôde ser comprovado pela análise da Tabela 4.1 e também pelo gráfico de *box-plot* apresentado na Figura 4.15.

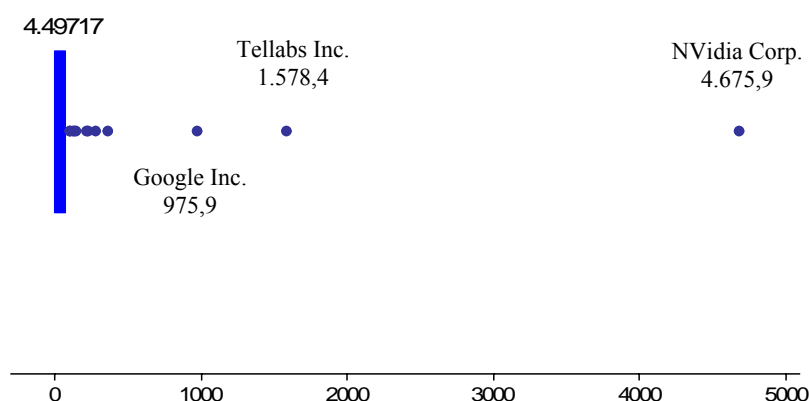


Figura 4.15 – *Box-plot* para análise dos valores da variável  $x_8$   
Fonte: Autor

A Figura 4.15, indica quais foram as empresas que apresentaram desvios significativos em relação à média das observações do Índice de Despesas Financeiras. Em comum, as três empresas apresentaram crescimento extremamente acentuado em suas receitas e lucros operacionais no ano de referência da coleta de dados e também se mostraram muito competentes na gestão de seu capital de giro, tendo apresentado um nível de endividamento baixíssimo no mesmo período.

Como o valor da variável  $x_8$  é inversamente proporcional ao gasto da empresa com pagamento de suas dívidas e diretamente proporcional ao lucro operacional obtido por ela, seu valor tende a ser muito alto para empresas inseridas em mercados de rápido crescimento e baixos níveis de alavancagem, como é o caso das três empresas em análise. A Google, a Tellabs e a NVidia são empresas pioneiras do setor de tecnologia ligadas à informática sendo as responsáveis, respectivamente, pelo desenvolvimento dos mecanismos de busca e publicidade *online*, tecnologia de telefonia VoIP, e fabricação de *hardware* de alta performance para computadores pessoais.

#### ➤ Análise da Variável $x_{12}$

A variável  $x_{12}$ , definida como Índice de Endividamento do EBITDA, assim como visto anteriormente na variável  $x_8$ , pode apresentar grande variabilidade em decorrência dos parâmetros envolvidos em seu cálculo. O EBITDA, conforme explicado anteriormente, é uma medida da capacidade de geração de lucros e pode variar muito de acordo com o ramo de atividade da empresa. Da mesma maneira, o endividamento total também é muito

influenciado pelas condições do mercado em que a companhia atua, podendo variar muito de um setor da economia para outro.

Assim como feito na análise de  $x_8$ , o gráfico de *box-plot* foi gerado, indicando quais as empresas que apresentaram valores muito distantes da média das amostras:

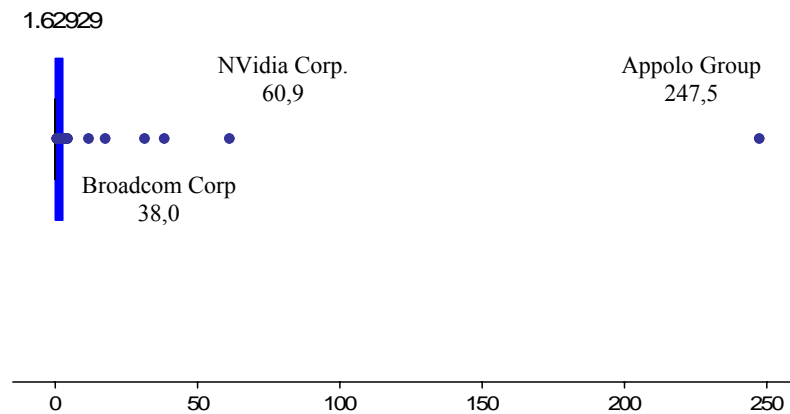


Figura 4.16 – *Box-plot* para análise dos valores da variável  $x_{12}$   
Fonte: Autor

Novamente, pode-se observar a presença de duas empresas do setor de informática, a NVidia e a Broadcom. A NVidia, mesmo apresentando um histórico de crescimento acelerado de receitas e baixa alavancagem financeira, figura como uma empresa de alto nível de endividamento do EBITDA devido ao valor da depreciação incorrida em seus ativos, depreciação essa causada pela rapidez das mudanças tecnológicas e da obsolescência de ativos no setor em que está inserida. A Broadcom, fabricante de *hardware* para acesso a internet, além de sofrer com a depreciação de seus ativos, também apresentava grande nível de endividamento, uma vez que financiou sua entrada em um setor de capital intensivo através de empréstimos e lançamento de títulos corporativos.

Em relação à Appolo Group, uma *holding* que detém participação em diversas faculdades privadas nos Estados Unidos, o alto grau de endividamento do EBITDA é decorrente do financiamento para compra e construção de novas unidades ocorrido ao longo dos anos de 2004 e 2005. Como o tempo de maturação desses investimentos é muito grande, a geração de caixa da empresa não acompanhou o aumento das suas dívidas, gerando resultados muito altos para a variável  $x_{12}$ .

Depois de analisar as causas de valores discrepantes nas amostras, chega-se a conclusão de que esses valores são explicáveis quando considerado o contexto de cada uma das empresas e, portanto, devem ser mantidos na amostra para que o modelo proposto seja capaz de lidar com as particularidades que podem vir a surgir em determinadas empresas.

#### 4.4 Determinação do Modelo de Regressão Logística

O modelo de regressão logística proposto foi construído através do método *stepwise* de inclusão e exclusão de variáveis. Abaixo, serão apresentados todos os passos envolvidos na seleção das variáveis que serão incluídas no modelo.

➤ Passo 1: Seleção da primeira variável a entrar no modelo

Nesse primeiro passo, será avaliado o resultado de cada um dos modelos possíveis utilizando-se apenas uma variável independente. O critério de seleção será o valor da função log-verossimilhança obtida. Os resultados desse primeiro passo são apresentados na Tabela 4.2:

Passo 1		
Variáveis incluídas no modelo	Log-Verossimilhança	GL
<b>x13</b>	<b>-70,586</b>	<b>1</b>
x12	-109,151	1
x8	-118,005	1
x11	-132,330	1
x10	-134,573	1
x9	-136,379	1
x2	-168,008	1
x15	-185,130	1
x5	-191,637	1
x14	-203,609	1
x17	-203,900	1
x3	-249,248	1
x1	-272,679	1
x6	-293,915	1
x16	-297,720	1
x4	-311,571	1
x7	-313,311	1
Coeficientes da Regressão		Valor-P
Constante	-1,271	0,000
x13	-61,020	0,000

Tabela 4.2 – Tabela resumo dos resultados do primeiro passo do método *stepwise*.  
Fonte: Autor

Conforme observado na Tabela 4.2, a variável  $x_{13}$  deve ser a primeira adicionada ao modelo, já que o valor apresentado de sua log-verossimilhança foi o maior de todos. Além disso, o nível descritivo apresenta valor menor do que  $10^{-3}$ , indicando que a variável  $x_{13}$  é significativa.

➤ Passo 2: Adição da segunda variável ao modelo

Nesse segundo passo, todas as combinações possíveis da variável já selecionada  $x_{13}$  com as demais serão testadas. A que apresentar o maior valor de log-verossimilhança será então selecionada para fazer parte do modelo. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 4.3:

<b>Passo 2</b>		
<b>Variáveis incluídas no modelo</b>	<b>Log-Verossimilhança</b>	<b>GL</b>
<b><math>x_{13}</math> e <math>x_{10}</math></b>	<b>-41,837</b>	<b>2</b>
$x_{13}$ e $x_{17}$	-41,853	2
$x_{13}$ e $x_9$	-44,390	2
$x_{13}$ e $x_6$	-46,394	2
$x_{13}$ e $x_8$	-46,968	2
$x_{13}$ e $x_1$	-47,687	2
$x_{13}$ e $x_{16}$	-48,797	2
$x_{13}$ e $x_{12}$	-50,808	2
$x_{13}$ e $x_{11}$	-51,762	2
$x_{13}$ e $x_3$	-52,389	2
$x_{13}$ e $x_5$	-52,496	2
$x_{13}$ e $x_4$	-53,703	2
$x_{13}$ e $x_2$	-54,155	2
$x_{13}$ e $x_{14}$	-54,389	2
$x_{13}$ e $x_{15}$	-54,840	2
$x_{13}$ e $x_7$	-55,290	2
<b>Coefficientes da Regressão</b>		<b>Valor-P</b>
Constante	-4,512	0,000
$x_{13}$	-52,840	0,000
$x_{10}$	5,283	0,001

Tabela 4.3 – Tabela resumo dos resultados do segundo passo do método *stepwise*.

Fonte: Autor

A variável que em conjunto com  $x_{13}$  apresenta o maior valor de log-verossimilhança é a variável  $x_{10}$ . Para verificar se a sua inclusão no modelo é significativa, deve-se comparar o valor da diferença entre a log-verossimilhança do modelo considerando  $x_{10}$  e do modelo anterior considerando apenas  $x_{13}$ . Sob  $H_0$ , a diferença segue uma distribuição qui-quadrado com 1 grau de liberdade que, considerando-se  $\alpha = 10\%$ , apresenta valor crítico de 2,706. Como a diferença obtida é maior do que esse valor, a inclusão da variável é significativa e deve ser feita.

Após incluir a variável  $x_{10}$ , é necessário avaliar os níveis descritivos. Como todos os valores são menores do que  $10^{-3}$ , pode-se seguir para o próximo passo da seleção mantendo-se as duas variáveis.

➤ Passo 3: Adição da terceira variável ao modelo

A terceira variável a ser incluída passará pelos mesmos critérios apresentados no passo 2, tendo seus resultados apresentados na Tabela 4.4:

<b>Passo 3</b>		
<b>Variáveis incluídas no modelo</b>	<b>Log-Verossimilhança</b>	<b>GL</b>
<b>x13, x10 e x17</b>	<b>-35,100</b>	<b>3</b>
x13, x10 e x8	-35,241	3
x13, x10 e x6	-35,528	3
x13, x10 e x1	-36,900	3
x13, x10 e x16	-37,163	3
x13, x10 e x12	-37,736	3
x13, x10 e x9	-37,797	3
x13, x10 e x11	-38,685	3
x13, x10 e x4	-39,021	3
x13, x10 e x3	-39,881	3
x13, x10 e x7	-39,917	3
x13, x10 e x2	-40,416	3
x13, x10 e x14	-40,427	3
x13, x10 e x15	-40,482	3
x13, x10 e x5	-40,487	3

	<b>Coefficientes da Regressão</b>	<b>Valor-P</b>
Constante	-3,948	0,001
x13	-66,900	0,000
x10	4,880	0,005
x17	-2,860	0,028

Tabela 4.4 – Tabela resumo dos resultados do terceiro passo do método *stepwise*.  
Fonte: Autor

Utilizando o mesmo procedimento adotado anteriormente, verificando-se as diferenças entre os valores das log-verossimilhanças e os níveis descritivos, verifica-se a significância da inclusão da variável  $x_{17}$  no modelo.

➤ Passo 4: Adição da quarta variável ao modelo

De maneira similar, os modelos possíveis com suas respectivas log-verossimilhanças são apresentados na tabela 4.5:



**Passo 4**

Variáveis incluídas no modelo	Log-Verossimilhança	GL
<b>x13, x10, x17 e x1</b>	<b>-32,328</b>	<b>4</b>
x13, x10, x17 e x2	-34,381	4
x13, x10, x17 e x3	-35,347	4
x13, x10, x17 e x4	-35,554	4
x13, x10, x17 e x5	-35,076	4
x13, x10, x17 e x6	-33,201	4
x13, x10, x17 e x7	-35,124	4
x13, x10, x17 e x8	-32,653	4
x13, x10, x17 e x9	-33,006	4
x13, x10, x17 e x11	-34,302	4
x13, x10, x17 e x12	-34,003	4
x13, x10, x17 e x14	-35,083	4
x13, x10, x17 e x15	-33,264	4
x13, x10, x17 e x16	-33,485	4

	Coeficientes da Regressão	Valor-P
Constante	-2,866	0,018
x13	-73,206	0,000
x10	3,808	0,025
x17	-2,987	0,055
x1	-6,284	0,078

Tabela 4.5 – Tabela resumo dos resultados do quarto passo do método *stepwise*.

Fonte: Autor

Confrontando-se os valores das log-verossimilhanças e o Valor-P, verifica-se a significância da inclusão da variável  $x_1$  no modelo.

➤ Passo 5: Adição da quinta variável ao modelo e verificação de exclusão

A partir desse quinto passo, torna-se importante também analisar a possibilidade de retirada de alguma das variáveis incluídas anteriormente. Analisando o modelo até esse instante, com as variáveis  $x_{13}$ ,  $x_{10}$ ,  $x_{17}$  e  $x_1$  incluídas, pode-se concluir que nenhuma outra combinação possível com a exclusão de uma delas apresentaria um valor maior de log-verossimilhança e portanto, deve-se prosseguir com a análise utilizando-nos dessas 4 variáveis.

**Passo 5**

Variáveis incluídas no modelo	Log-Verossimilhança	GL
<b>x13, x10, x17, x1 e x11</b>	<b>-27,303</b>	<b>5</b>
x13, x10, x17, x1 e x8	-27,692	5
x13, x10, x17, x1 e x9	-27,941	5
x13, x10, x17, x1 e x2	-28,289	5
x13, x10, x17, x1 e x15	-28,395	5
x13, x10, x17, x1 e x12	-28,539	5
x13, x10, x17, x1 e x4	-28,797	5
x13, x10, x17, x1 e x14	-28,806	5
x13, x10, x17, x1 e x5	-28,823	5
x13, x10, x17, x1 e x7	-28,991	5
x13, x10, x17, x1 e x16	-29,031	5
x13, x10, x17, x1 e x6	-29,309	5
x13, x10, x17, x1 e x3	-29,318	5

	Coeficientes da Regressão	Valor-P
Constante	-2,722	0,007
x13	-65,913	0,002
x10	3,200	0,034
x17	-3,423	0,138
x1	-8,308	0,046
x11	12,004	0,062

Tabela 4.6 – Tabela resumo dos resultados do quinto passo do método *stepwise*.

Fonte: Autor

Através da análise da Tabela 4.6, pode-se concluir que a variável a ser incluída nesse próximo passo é a variável  $x_{11}$ . Além disso, tem-se que a variável  $x_{17}$  deve ser excluída do modelo, uma vez que o seu nível descritivo ultrapassou o valor de  $10^{-3}$  estabelecido anteriormente.

➤ Passo 6: Adição da quinta variável ao modelo e verificação de exclusão

O modelo desenvolvido até esse instante, envolve quatro variáveis independentes, considerando-se a exclusão de  $x_{17}$  conforme discutido acima. O passo 6 consistirá mais uma vez em refazer a análise desenvolvida nas outras etapas, conforme mostrado pela Tabela 4.7:

**Passo 6**

Variáveis incluídas no modelo	Log-Verossimilhança	GL
<b>x13, x10, x11, x1 e x8</b>	<b>-17,394</b>	<b>5</b>
x13, x10, x11, x1 e x15	-17,711	5
x13, x10, x11, x1 e x2	-17,865	5
x13, x10, x11, x1 e x9	-17,905	5
x13, x10, x11, x1 e x14	-17,911	5
x13, x10, x11, x1 e x7	-18,221	5
x13, x10, x11, x1 e x16	-18,250	5
x13, x10, x11, x1 e x3	-18,315	5
x13, x10, x11, x1 e x6	-18,324	5
x13, x10, x11, x1 e x4	-18,373	5
x13, x10, x11, x1 e x5	-18,448	5
x13, x10, x11, x1 e x12	-18,454	5

	Coeficientes da Regressão	Valor-P
Constante	-4,453	0,000
x13	-36,708	0,000
x10	3,355	0,021
x11	36,511	0,035
x1	-8,847	0,044
x8	-0,121	0,046

Tabela 4.7 – Tabela resumo dos resultados do sexto passo do método *stepwise*.  
Fonte: Autor

Nesse sexto passo, observa-se a redução consistente do valor da log-verossimilhança, mostrando que a inclusão da variável  $x_8$  é muito significativa para o modelo. Além disso, também é possível analisar através do nível descritivo, que todas as variáveis incluídas até agora são significantes e devem permanecer no modelo pelo menos até esse passo.

➤ Passo 7: Adição da sexta variável ao modelo e verificação de exclusão

A análise das log-verossimilhanças será feita mais uma vez para verificar se alguma outra variável deve fazer parte do modelo proposto:

Passo 7		
Variáveis incluídas no modelo	Log-Verossimilhança	GL
<b>x13, x10, x11, x1, x8 e x4</b>	<b>-16,506</b>	<b>6</b>
x13, x10, x11, x1, x8 e x14	-16,591	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x3	-16,763	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x16	-16,886	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x7	-17,055	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x2	-17,188	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x12	-17,293	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x6	-17,301	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x5	-17,392	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x9	-17,394	6
x13, x10, x11, x1, x8 e x15	-17,394	6

	Coefficientes da Regressão	Valor-P
Constante	-5,288	0,000
x13	-37,758	0,001
x10	3,026	0,048
x11	43,248	0,061
x1	-11,256	0,039
x8	-0,129	0,026
x4	1,074	0,173

Tabela 4.8 – Tabela resumo dos resultados do sétimo passo do método *stepwise*.  
Fonte: Autor

Através da análise dos dados apresentados na tabela 4.8, pode-se concluir que não é mais possível adicionar nenhuma variável ao modelo, uma vez que os valores da diferença entre as log-verossimilhanças é menor do que a estatística qui-quadrado para  $\alpha = 10\%$  de confiabilidade e 1 grau de liberdade. Essa mesma conclusão pode ser tomada através da análise do nível descritivo para os coeficientes do modelo, que indica a não relevância da variável  $x_4$ .

Após concluídos todos os passos do método *stepwise* proposto, pode-se formular o modulo de regressão logística da seguinte maneira:

$$y = -6,288 - 11,256x_1 + 1,074x_4 - 0,129x_8 + 3,026x_{10} + 43,248x_{11} - 37,758x_{13} \quad (4.16)$$

Onde: 
$$y = \frac{\pi}{1 - \pi}$$

$x_1$  = Índice de Valores de Capital de Giro

$x_4$  = Índice de Giro dos Ativos

$x_8$  = Índice de Despesas Financeiras

$x_{10}$  = Índice de Endividamento do Capital

$x_{11}$  = Índice de Endividamento do EBITDA $x_{13}$  = Índice de Retorno Sobre os Ativos

#### 4.5 Interpretação dos Coeficientes do Modelo Proposto

Nessa seção, será desenvolvida uma análise da equação proposta, tendo como principal finalidade verificar de forma conceitual se os resultados obtidos são coerentes ou não. Primeiramente, será analisada a influência das variáveis no modelo através do sinal de seus coeficientes, o que possibilitará a determinação de quais variáveis possuem impacto redutor no valor de  $y$  e quais possuem impacto aditivo. Tendo essa informação, será desenvolvida uma breve discussão a respeito das características dessas variáveis e então o modelo poderá ser avaliado conceitualmente.

Outro ponto que fará parte da análise da equação será o estudo da intensidade do impacto gerado em  $y$  por cada uma das variáveis. Esse impacto pode ser mensurado através da comparação dos valores de cada um dos coeficientes já que, mantendo-se todas as outras variáveis constantes, aquela que possuir o coeficiente de maior valor absoluto será a que mais influenciará nas mudanças de  $y$ .

##### Considerações a respeito dos sinais atribuídos a cada variável

- Variável  $x_1$ : sinal negativo, ou seja, a variável é redutora do valor de  $y$ .

Quanto maior o Índice de Valores de Capital de Giro, maior será a capacidade da empresa gerar recursos para pagar suas obrigações exigíveis no curto prazo. Dessa forma, menor será a probabilidade de a empresa entrar em *default* e, por consequência, menor será o valor de  $y$ .

- Variável  $x_4$ : sinal positivo, ou seja, a variável aumenta o valor de  $y$ .

Quanto maior o Índice de Giro dos Ativos, maior a rapidez com que os ativos da empresa são convertidos em vendas. De modo geral, a rapidez desse giro de ativos pode ser encarada como positiva para a empresa, mas, como essa variável aparece

como responsável pelo aumento da probabilidade de não pagamento, pode-se concluir que no caso das empresas analisadas, essa velocidade de giro de ativos significa maior necessidade de alavancagem e possivelmente maior percentual de compras pagas a prazo, o que também aumenta a probabilidade de *default* mesmo para empresas com grandes receitas, já que a necessidade de recursos para investimentos na produção não é suprida pelas vendas.

- Variável  $x_8$ : sinal negativo, ou seja, a variável reduz o valor de  $y$ .

Quanto maior o Índice de Despesas Financeiras, maior será a facilidade apresentada pela empresa em pagar suas dívidas a partir do uso de seus lucros operacionais, sendo dessa forma, menor a probabilidade de entrar em situação de *default*.

- Variável  $x_{10}$ : sinal positivo, ou seja, a variável aumenta o valor de  $y$ .

Quanto maior o Índice de Endividamento do Capital, maior o grau de alavancagem financeira e, portanto, maiores são as chances de a empresa não honrar com seus compromissos financeiros, entrando em situação de *default*.

- Variável  $x_{11}$ : sinal positivo, ou seja, aumenta o valor de  $y$ .

Quanto maior o valor do Índice de Endividamento do EBITDA, maior é o impacto do pagamento de dívidas no caixa efetivamente gerado pelas operações da empresa, isto é, maior é a quantidade dos recursos operacionais que serão gastos para repagamento de dívidas. Quanto menor a sobra de recursos operacionais destinados a novos investimentos e aumento de eficiência, maior a possibilidade de a empresa não conseguir financiar suas operações com dinheiro próprio, sendo obrigada a recorrer a empréstimos de curto prazo (geralmente mais caros). Caso o endividamento aumente, maior será a possibilidade de a empresa entrar em situação de *default*.

- Variável  $x_{13}$ : sinal negativo, ou seja, seu aumento causa diminuição do valor de  $y$ .

Quanto maior o Índice de Retorno sobre os Ativos, maior é a habilidade de a empresa converter seus ativos em lucro líquido, ou seja, maior é a sua eficiência operacional. Quanto mais eficiente a empresa for e quanto melhor aproveitados forem seus ativos, maior o seu sucesso financeiro e, portanto, menores as suas chances de entrar em situação de *default*.

#### Considerações a respeito da influência exercida por cada variável

De acordo com a equação 4.16 obtida, as variáveis cujas alterações provocam maior impacto no valor de  $y$  são  $x_{11}$  e  $x_{13}$ . A análise de cada uma dessas variáveis feita anteriormente e a verificação de sua importância no modelo proposto são coerentes com a visão prática de mercado que indica que muito mais importante do que o histórico financeiro de uma empresa é a sua capacidade de gerar receitas de forma eficiente e disciplinada.

O índice representado pela variável  $x_{11}$ , que demonstra o nível de endividamento em relação à geração efetiva de caixa, representa da melhor forma possível o aspecto da disciplina financeira como fundamental para uma empresa e por isso tem influência decisiva na sua probabilidade de tornar-se inadimplente. A variável  $x_{13}$  por sua vez, representa de forma muito clara a importância da geração eficiente de receitas, uma vez que mostra a capacidade de uma empresa criar receitas através do uso eficiente de seus ativos.

Pode-se concluir, portanto, que a seleção das variáveis e o valor de seus coeficientes são coerentes com as práticas de mercado e que o modelo pode sim ser utilizado como um balizador das estimativas de probabilidades de *default*, restando agora verificar se os resultados obtidos por ele são aderentes à realidade.

#### **4.6 Análise de Aderência do Modelo Proposto**

A aderência do modelo proposto foi testada através da definição de um critério de acertos e erros para cada uma das empresas consideradas na análise dos dados. Tomando como base o mesmo conjunto de dados utilizado na definição do modelo, esse critério se utiliza de uma

simples convenção que determina quais são as empresas “pagadoras” e quais as “não pagadoras” para determinar qual o nível de acerto atingido com a adoção da equação de regressão 4.16 proposta anteriormente.

Levando-se em consideração o fato de que o resultado do modelo será utilizado para precificar-se uma nota vinculada ao risco de crédito de empresas, decidiu-se, conforme práticas estabelecidas pelo mercado, que o critério decisório mais adequado para definição de empresas pagadoras e não pagadoras deveria ser o mais conservador possível, sendo definido da seguinte maneira:

- Probabilidade de não pagamento  $\leq 50\%$  - empresa pagadora
- Probabilidade de não pagamento  $> 50\%$  - empresa em *default*

Como o resultado obtido pela equação de regressão 4.16 ainda não apresenta o valor da probabilidade de não pagamento citada, deve-se proceder uma transformação dessa variável dependente, chamada transformação *logit* (conforme mostrado na seção 3.1.2).

Tendo como base o resultado dessa transformação de variáveis, foi desenvolvida a análise de aderência dos resultados do modelo utilizando-se o critério de acertos definido, obtendo-se os seguintes resultados:

Nível de Acerto do modelo			
<b>Erros do modelo</b>	<b>7</b>	<b>2,1%</b>	<b>97,9%</b>
Default	6	5,5%	94,5%
Não Default	1	0,5%	99,5%

Tabela 4.9 - Resultados da análise de aderência do modelo proposto.  
Fonte: Autor.

Conforme observado na Tabela 4.9, o modelo proposto se mostrou 94,5% aderente no caso de empresas não pagadoras e 99,5% aderente no caso de empresas pagadoras, o que demonstra uma acuracidade de 97,9% considerando-se a amostra como um todo.

Para que seja possível uma análise não viesada dos resultados obtidos através do modelo proposto, foi utilizada uma nova amostra contendo dados não incluídos na formulação do



modelo apresentado. Esse teste com empresas não utilizadas anteriormente tem a função de verificar o comportamento do modelo frente a dados “desconhecidos” e, dessa forma, atestar o grau de confiabilidade da equação obtida.

Conforme apresentado na Tabela 4.10, os níveis de acerto do modelo continuaram bastante elevados, tendo a equação se mostrado 75,0% aderente no caso de empresas não pagadoras e 100,0% aderente no caso das pagadoras, resultando em uma acuracidade média de 90,9% quando considerado o conjunto de dados como um todo.

Nível de Acerto do modelo			
<b>Erros do modelo</b>	<b>3</b>	<b>9,1%</b>	<b>90,9%</b>
Default	3	25,0%	75,0%
Não Default	0	0,0%	100,0%

Tabela 4.10 – Resultados da análise de aderência do modelo proposto utilizando-se dados adicionais.  
Fonte: Autor.

A obtenção de um nível de acuracidade tão elevado para os dados da amostra, principalmente se considerados os resultados alcançados para as empresas pagadoras, vêm de encontro com o consenso conservadorista de mercado, uma vez que prima pelo acerto de situações adversas e prejudiciais aos negócios da instituição provedora do crédito.

No caso de utilização do modelo proposto para decisão de concessão ou não de um financiamento, seria mais provável que a instituição errasse ao conceder empréstimo a uma empresa que não honraria seus compromissos do que errasse ao não conceder um financiamento a uma empresa que efetuará seus pagamentos de forma correta. Dessa forma, o modelo evitaria situações de perdas de clientes para outros bancos, uma vez que apresentasse muito confiável para antever quais as empresas boas pagadoras do mercado, não deixando de financiá-las. Um lado negativo, mas também minimizado pelo alto nível de confiabilidade do modelo mesmo no caso de empresas não pagadoras, seria o maior índice de erros apresentado para empresas em *default*, uma vez que seriam mais frequentes perdas financeiras por não recebimento de juros e principal da dívida decorrentes de empréstimos feitos a empresas que teoricamente não deveriam tê-los recebido.

#### 4.7 Precificação de CDSs através da probabilidade estimada de *default*

A grande maioria dos modelos de precificação de ativos financeiros utilizados pelos profissionais de mercado leva em consideração certas hipóteses básicas que envolvem o funcionamento das instituições financeiras e dos mercados, propriamente ditos. Dentre essas hipóteses, a mais importante quando considerada a precificação de derivativos de crédito é a existência de mercados perfeitos e livres de arbitragem.

A arbitragem é uma operação na qual o investidor identifica discrepâncias entre os preços de dois ativos com fluxo de caixa idênticos, ou então entre os preços de um mesmo ativo em duas praças de negociação diferentes, e se beneficia disso. Um exemplo claro de arbitragem pode ser observado quando considerada a negociação de ações de determinada companhia em seu país de origem e de ADRs (*American Depositary Receipts* - Certificados negociáveis nas Bolsas de Valores dos Estados Unidos e que representam uma ou mais ações de uma companhia estrangeira) dessas mesmas empresas nas Bolsas americanas. Quando um investidor percebe que mesmo após converter os preços de acordo com as taxas de câmbio vigentes, o preço das ações de uma empresa são mais baixos na Bolsa de Valores local do que na Bolsa americana, há uma oportunidade de comprar essa ação, efetuar a conversão e vender fora do país de origem no mesmo momento, a um preço maior e, portanto, obtendo ganho financeiro com essa diferença. A esse tipo de operação em que teoricamente o risco do investidor é nulo, dá-se o nome de arbitragem.

A condição de ausência de arbitragem nos mercados é muito difundida entre os modelos de precificação de ativos justamente pelo fato de que esse tipo de “oportunidade” de investimento sem risco é rapidamente percebida pelo mercado, que tende a trazer os preços de volta ao equilíbrio, evitando que essas operações sejam feitas.

A partir dessa hipótese, diversos modelos de precificação de derivativos de crédito podem ser desenvolvidos, incluindo o modelo de HULL & WHITE (2000) apresentado na seção 3.2. De acordo com esse modelo, o valor a ser pago por um *Credit Default Swap* (*spread* do CDS), pode ser definido através da comparação dos valores de juros pagos por ativos “livres de

risco” e dos valores pagos por ativos com risco de crédito. Geralmente, os ativos considerados como livres de risco são os títulos governamentais norte-americanos, as *Treasury Bills*.

As outras variáveis envolvidas nesse modelo, incluem a parcela de juros já paga pelo emissor da dívida e o valor dos juros que serão pagos pelo *bond*, além do valor que está sendo pago por outros títulos emitidos pela mesma empresa e com vencimentos em datas diferentes. O grande problema enfrentado quando da utilização do modelo de HULL & WHITE (2000) é justamente o levantamento dessas variáveis. No caso de empresas com vasto histórico de captação de dívida e altos graus de transparência com o mercado, essa tarefa torna-se relativamente fácil mas, como o problema motivador desse trabalho é justamente a precificação de *CDSs* que tenham como ativo-objeto instrumentos de crédito privado originados de financiamentos à empresas muitas vezes sem histórico de emissão pública de dívida, a utilização desse modelo torna-se inviável dada a não possibilidade de se obter as variáveis necessárias para sua construção.

Tendo isso em vista, o modelo que será apresentado como conclusão desse estudo, tratará de endereçar esse problema através da utilização da estimativa da probabilidade de *default* de determinada empresa (obtida através da equação de regressão logística apresentado ao longo da seção 3.4) e também das premissas básicas inerentes ao mercado e citadas acima. Dessa forma, será possível a precificação de *CDSs* tendo como ativo-objeto qualquer emissão de dívida de empresas, sendo elas emissões privadas ou não feitas por empresas que já possuam outros títulos publicamente negociados ou não.

O ponto de partida para a construção desse modelo consiste da análise do princípio de não arbitragem dos mercados, que determina que ao se iniciar uma operação com derivativos de ativos financeiros, o valor presente tanto do derivativo quanto do ativo objeto sejam idênticos. Aplicando-se esse princípio para o caso de precificação de *CDSs* e levando-se em conta a definição de variáveis apresentada a seguir, é possível definirmos o valor dessas notas.

$S$  – *Spread* do *CDS*: corresponde ao valor do pagamento que deve ser feito pelo comprador de proteção

$\pi$  – Probabilidade de *default*

R – *Recovery Rate* (taxa de recuperação): corresponde ao percentual do valor do título que espera se recuperar no caso de ocorrência de um evento de *default*. Este percentual é calculado anualmente pelas agências de *rating* e, para 2007, estimado em 30%.

➤ *Credit Default Swap* com prazo de 1 ano e pagamento somente no vencimento

De acordo com a hipótese de não arbitragem, quando duas partes firmam um contrato de CDS, o valor do *spread* S deve ser definido de forma que a transação apresente valor presente igual a zero, ou seja:

$$S = (1 - R) * \pi \quad (4.17)$$

➤ *Credit Default Swap* com vencimento em N anos e pagamentos efetuados com intervalo de x meses entre cada um, tal que  $d_i = \frac{x}{12}$

Considerando-se uma taxa de desconto para os fluxos de caixa igual a  $j_i$ , tal que  $D(t_i) = \frac{1}{j_i}$  representa o fator de desconto dos juros e q, a probabilidade complementar de  $\pi$ , tem-se:


Valor Presente Líquido dos pagamentos efetuados pelo comprador de proteção

$$VPL_c = \underbrace{\sum_{i=1}^N D(t_i) * q(t_i) * S * d_i}_{\text{Valor presente dos prêmios pagos}} + \underbrace{\sum_{i=1}^N D(t_i) * \{q(t_i - 1) - q(t_i)\} * S * \frac{d_i}{2}}_{\text{Valor acumulado dos prêmios no caso de default entre duas datas de pagamento}}$$


Conforme destacado acima, o VPL para o comprador de proteção, consiste da soma dos valores presentes de cada um dos pagamentos do “seguro” comprado e dos valores acumulados no caso de um evento de *default* que ocorra no intervalo entre dois pagamentos desse seguro.

Valor Presente Líquido do possível pagamento efetuado pelo vendedor de proteção em caso de *default*

$$VPL_V = (1 - R) * \sum_{i=1}^N D(t_i) * \{q(t_i - 1) - q(t_i)\}$$



Compensação pelo *default*  
do ativo objeto



Probabilidade de ocorrência  
de *default*

O valor presente para o vendedor de proteção corresponde ao valor presente do pagamento do seguro, caso o evento de *default* venha a ocorrer. Conforme mostrado acima, esse valor deve ser calculado de acordo com a probabilidade desse evento ocorrer e também de acordo com o valor de recuperação esperado para aquele determinado ativo.

Conforme mencionado anteriormente, as operações com derivativos devem possuir valor presente igual a zero na data de sua partida, ou seja, para precificar-se o *Credit Default Swap* descrito acima, os valores presentes para o comprador e para o vendedor da proteção devem ser iguais no momento da partida da operação:

$$VPL_C = VPL_V \quad (4.18)$$

Como o *spread* do CDS – considerado como o preço da nota – é a única variável desconhecida nessa relação, seu valor pode ser obtido diretamente através da aplicação da equação 4.18.

#### 4.7.1 Aplicação do modelo proposto

Nessa seção, o modelo proposto para precificação de *Credit Default Swaps* a partir da probabilidade de ocorrência de um evento de *default* será aplicado a uma empresa possuidora de outros títulos em mercado e cuja precificação também é possível através da utilização do modelo de HULL & WHITE (2000). A validação desse modelo será feita justamente através da comparação dos resultados obtidos através dos dois métodos.

A empresa escolhida para a aplicação dos modelos foi o McDonald's Corporation, cujos títulos são negociados a taxas muito próximas às verificadas nos títulos públicos e cuja probabilidade de *default* tende a ser reduzida.

Conforme os dados da Figura 4.17, a probabilidade de *default* do McDonald's no início do segundo semestre desse ano era de aproximadamente 1,23%.

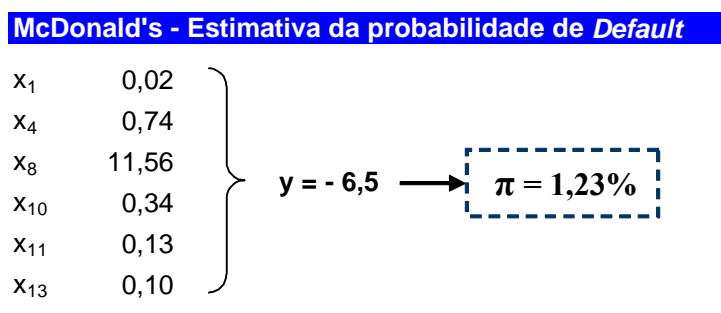


Figura 4.17 – Estimação da probabilidade de *default* do McDonald's Corp.  
Fonte: Autor

O ativo de referência do *Credit Default Swap* que pretende-se precificar, será o *bond* corporativo emitido pelo McDonald's em 23 de Setembro de 1998. Os dados dessa nota e são mostrados na Tabela 4.11:

McDonald's - Ativo de Referência	
Data de emissão:	19 de Fevereiro de 2002
Data de vencimento:	3 de Janeiro de 2012
Pagamento anual de juros:	5,75%
Preço de negociação:	100,34%
Nível de <i>Rating</i> (S&P):	A

Tabela 4.11 – Dados do ativo de referência do CDS.  
Fonte: Bloomberg

Através da utilização da equação (4.17), e considerando-se o ativo de referência cujas características principais foram descritas na tabela 4.11, pode-se estimar o spread de um CDS de McDonald's lastreado no título de vencimento em Setembro de 2008 com duração de 1 ano, taxa de recuperação estimada de 30% e pagamento único no final do contrato (pagamento “*bullet*”) como sendo igual a 0,86%.

Para verificar a validade desse cálculo, será apresentada na próxima seção, uma comparação entre esse valor e o valor obtido através da equação de precificação de CDS elaborada por HULL & WHITE (2000).

#### 4.7.2 Validação do modelo

Conforme descrito anteriormente, a validação desse modelo será feita através da comparação de seus resultados com os resultados obtidos pelo modelo de HULL & WHITE (2000).

Além das características do ativo de referência apresentadas na Tabela 4.11, torna-se necessário o levantamento de dados de títulos “livre de risco” com vencimentos iguais ao título corporativo em questão e também de outro *bond* emitido pela empresa cujo prazo de vencimento e características de pagamento de juros sejam próximas às propostas pelo CDS em questão. As Tabelas 4.12 e 4.13 apresentam as informações a respeito desses títulos:

<b>McDonald's - Bonds Corporativos Considerados</b>	
<b>Ativo de Referência</b>	
Data de emissão:	19 de Fevereiro de 2002
Data de vencimento:	3 de Janeiro de 2012
Pagamento anual de juros:	5,75%
<b>Ativo com características semelhantes às do CDS</b>	
Data de emissão:	23 de Setembro de 1998
Data de vencimento:	15 de Setembro de 2008
Pagamento anual de juros:	5,35%

Tabela 4.12 – Dados dos *bonds* do McDonald's Corp utilizados no modelo.  
Fonte: Bloomberg

<b>Ativo Livre de Risco Considerado</b>	
<b>Título do Tesouro Americano - Treasury Bill</b>	
Data de emissão:	5 de Fevereiro de 2000
Data de vencimento:	12 de Outubro de 2017
Pagamento anual de juros:	4,80%
Preço de negociação:	100,34%

Tabela 4.13 – Dados do ativo livre de risco utilizado no modelo.  
Fonte: Bloomberg

Através da equação (3.17), obtêm-se o valor de 0,89% para o *spread* do CDS com vencimento em 1 ano e pagamento de cupom único ao término do contrato levando em consideração o ativo objeto McDonald's 2008.

Comparando-se os valores obtidos pelo modelo de precificação através da probabilidade de *default* e pelo modelo que utiliza os preços de outros ativos para definição do *spread*, pode-se afirmar que o modelo proposto pode ser utilizado para precificação de CDSs cujos ativos objeto são títulos privados e, portanto, a utilização do modelo de HULL & WHITE (2000) não é possível.



## 5. CONCLUSÃO

Esse trabalho teve como objetivo desenvolver um modelo de precificação de *Credit Default Swaps* alternativo ao modelo de HULL & WHITE (2000), sendo capaz de precificar os derivativos de crédito em questão também para empresas de capital fechado, com histórico de captação de dívidas restrito (ou inexistente) e com ativos-objeto provenientes de financiamentos bancários baseados em emissões privadas de dívida.

Para que o objetivo final do trabalho pudesse ser cumprido, foi desenvolvido um modelo de regressão logística baseado em indicadores de performance patrimonial e operacional capaz de prever a probabilidade de não pagamento de dívidas por parte das empresas.

Através dos testes de aderência e das análises das variáveis envolvidas no modelo mostradas ao longo do capítulo 4, foi possível comprovar a adequação desse modelo de regressão aos dados observados e também aos dados “desconhecidos” pela equação, o que reforça a visão de que um bom estimador da possibilidade de não pagamento foi desenvolvido.

Tomando como base os resultados desse modelo, foi possível desenvolver uma equação de precificação de *Credit Default Swaps* e utilizá-la para calcular o *spread* cobrado por um banco ao vender um CDS do McDonald's Corp com vencimento em um ano e pagamento de juros anual. Logo em seguida, os resultados desse modelo foram comparados ao modelo de HULL & WHITE (2000) para comprovar sua aderência.

Os resultados obtidos pelo modelo de regressão logística foram muito satisfatórios, indicando um nível de acerto de cerca de 91%. Com relação ao modelo de precificação, pode-se dizer

que os resultados também foram satisfatórios, uma vez que os valores obtidos foram muito próximos dos valores resultantes da aplicação do modelo de HULL & WHITE (2000).

Apesar de o número de empresas observadas não ter sido muito extenso, entende-se que o universo de dados coletados foi muito diversificado e englobou o máximo possível de informações, uma vez que todas as empresas analisadas pelas principais agências de *rating* cujas dívidas não foram honradas entre os anos de 2001 e 2006 foram estudadas. Dentre essas empresas, cerca de 14% possuíam restrições na coleta de dados e não puderam ser consideradas, uma vez que são subsidiárias de grandes empresas e não necessariamente divulgam seus dados em separado.

Acredita-se que os objetivos desse trabalho foram alcançados de forma satisfatória, muito embora alguns pontos podem ser destacados como eventuais alvos de melhoria em estudos futuros:

- Aumento do universo amostral: conforme mencionado anteriormente, a coleta de dados se restringiu às informações repassadas pelas empresas de *rating*, que focam seus estudos principalmente em emissões públicas de dívidas feitas por empresas de capital aberto e com longo histórico de dívidas.

Uma forma de aumentar essa base de dados e aumentar o nível de acerto do modelo, seria analisar o *default* em empréstimos privados, o que não foi possível nesse estudo devido às limitações impostas pelo banco em relação ao fornecimento de informações confidenciais de seus clientes;

- Teste intensivo do modelo de precificação: o modelo de precificação proposto foi testado apenas tomando como base o *bond* corporativo emitido pelo McDonald's Corp. Como o foco principal do trabalho era o desenvolvimento do modelo de regressão logística, a maior preocupação foi garantir que a estimativa da probabilidade de *default* fosse feita de maneira correta e o mais próximo possível do observado na realidade.

Para trabalhos futuros, porém, fica a sugestão de que testes mais aprofundados e em maior quantidade devem ser feitos para tentar verificar se as variáveis e definições utilizadas para precificar-se o CDS têm validade dentro de uma determinada amostra ou não.

**REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

AGRESTI, A.; CAFFO, B.; HARTZEL, J. **Multinomial logit random effects models statistical modeling**. New York: University of Florida, 2000.

COSTA NETO, P. L. **Estatística**. São Paulo: Edgard Blücher, 2002.

CAVALCANTE, F.; MISUMI, J.Y. **Mercado de capitais**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2002.

DRAPER, N.R.; SMITH, H. **Applied regression analysis**. New York, London, Sydney: John Wiley & Sons, 1966.

DURBIN, M. **All about derivatives**. New York: Mc Graw Hill, 2006.

FORTUNA, E. **Mercado financeiro: produtos e serviços**. Rio de Janeiro: Qualitymark, 2005.

HOSMER, D. W.; LEMESHOW, S. **Applied logistic regression**. Massachusetts: John Wiley & Sons, 1989.

HULL, J. C. **Options, Futures and other Derivatives**. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 1997.

HULL, J. C., WHITE, A. **Valuing Credit Default Swap I: No Counterparty Default Risk**. Toronto, 2000.

HULL, J. C., WHITE, A. **Valuing Credit Default Swap II: Modeling Default Correlations**. Toronto, 2000.

MACCULAGH, J.; NELDER, M. **Generalized linear models**. London: Chapman and Hall, 1983.

## REFERÊNCIAS COMPLEMENTARES

### REGRESSÃO LOGÍSTICA E PRECIFICAÇÃO DE CREDIT DEFAULT SWAPS

ANDRITZKY, J., SINGH, M. **The Pricing of Credit Default Swaps During Distress**. New York, 2006.

BRIGO, D., PALLAVICINI, A. **Counterparty risk and Contingent CDS valuation under correlation between interest – rates and default**. Milão, 2007.

CREDIT SUISSE. **Credit derivatives handbook**. New York, 2007.

DAMM, R. de B. **Trabalho de formatura: Aplicação da regressão logística na determinação da vida de prateleira de um produto alimentício usando dados sensoriais**. São Paulo: Escola Politécnica da USP, Departamento de Engenharia de Produção, 2001.

FERREIRA, F. A. C. **Trabalho de formatura: O valor em risco condicional na otimização de carteiras com derivativos**. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Produção, 2006.

GUIMARÃES, R. V. **Trabalho de formatura: Uso de regressão logística para previsão de fechamento de operações financeiras: termo de moedas**. São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Produção, 2006.

HUI, C.H., LO, C.F., HUANG, M. X. **Estimation of default probability by three – factor structural model.** Hong Kong, 2006.

JOHNSON, R.A.; WICHERN, D.W. **Applied multivariate statistical analysis.** New Jersey: Prentice Hall, 1982.

JP MORGAN. **The J.P. Morgan guide to credit derivatives.** New York, 2002.

LEHMAN BROTHERS. **The Lehman Brothers guide to exotic credit derivatives.** New York, 2002.

LI, D.X., 2000. **On Default Correlation: a Copula Function Approach.** The Journal of Fixed Income, Vol 9, pp.43 - 54.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **A Comment on Market vs. Accounting-Based Measures of Default Risk.** San Francisco, 1993.

QUINTÃO, G.R. **Trabalho de formatura: Uso de regressão logística como ferramenta de decisão.** São Paulo: Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia de Produção, 1998.

SARETTO, A. A. **Predicting and Pricing the Probability of Default.** Milão, 2004.

#### COMPÊNDIOS DE EMPRESAS EM SITUAÇÃO DE *DEFAULT*

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Corporate Default and Recovery Rates, 1920-2006.** New York, 2007.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Default & Recovery Rates of Corporate Bond Issuers - A Statistical Review of Moody's Ratings Performance 1970-2001.** New York, 2002.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Default and Recovery Rates of Convertible Bond Issuers: 1970-2000.** New York, 2001.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Default and Recovery Rates of Corporate Bond Issuers, 1920-2004.** New York, 2005.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Default and Recovery Rates of Sovereign Bond Issuers, 1983-2005.** New York, 2006.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Historical Default Rates of Corporate Bond Issuers, 1920-1999.** New York, 2000.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Modeling default risk modeling methodology.** New York, 2003.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Next-generation technology for predicting private firm credit risk.** New York, 2004.

MOODY'S INVESTORS SERVICE. **Risk calc for private companies modeling methodology.** New York, 2004.

STANDARD & POOR'S. **Risk A Utility – Based Private Firm Default Probability Model.** New York, 2003.



## ANEXO A: Conjunto de Dados Utilizados na Formulação do Modelo – Empresas em Situação de *Default*

Empresa	Data do Default	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17
aziPharma	4/1/2004	(0,02)	(0,12)	0,01	0,42	0,86	0,88	1,35	(0,73)	0,67	0,92	0,20	(0,01)	(0,17)	0	(0,03)	0	(0,14)
Applied Extrusion Technologies	7/1/2004	0,07	(0,58)	0,10	0,61	0,92	1,44	(1,14)	0,47	0,90	1,91	0,08	0,00	(0,10)	1	(0,18)	0	(0,04)
Continental Global Group, Inc.	4/1/2004	(1,39)	(0,58)	0,06	2,21	2,07	0,33	(3,31)	0,23	1,50	1,86	0,21	0,00	(0,22)	1	(0,32)	0	(0,19)
Dan River Inc.	3/31/2004	(0,18)	(0,35)	(0,00)	1,10	0,82	0,74	1,72	(1,39)	0,27	1,88	0,21	(0,02)	(0,34)	0	(0,39)	1	(0,35)
FiberMark, Inc.	3/31/2004	0,15	(0,38)	0,09	1,00	1,17	1,90	(0,99)	0,50	0,06	1,94	0,01	0,01	(0,29)	1	(0,48)	0	(0,23)
Foster Wheeler Ltd.	9/21/2004	(0,07)	(0,44)	0,04	1,49	1,35	0,87	(0,77)	0,56	0,44	1,96	0,08	0,01	(0,03)	1	(0,35)	1	(0,25)
Haynes International, Inc.	3/1/2004	(0,55)	(1,26)	0,04	0,99	1,96	0,56	(39,01)	0,02	1,10	1,90	0,26	0,00	(0,35)	0	(0,39)	0	(0,26)
Hollinger, Inc.	3/1/2004	(0,31)	(0,37)	0,17	0,02	0,77	0,09	8,95	(0,13)	0,48	0,54	0,03	0,03	0,01	0	(0,36)	1	(0,84)
Internet Corporation	9/30/2004	0,01	(0,20)	0,19	1,06	0,76	1,04	(0,22)	0,82	0,85	1,46	0,06	(0,06)	(0,49)	0	(0,11)	0	(0,18)
Interstate Bakeries Corp.	9/22/2004	(0,34)	0,07	0,05	2,07	0,84	0,41	72,92	(0,01)	0,37	0,35	0,20	(0,01)	(0,22)	0	0,09	1	0,05
Jordan Industries, Inc.	2/18/2004	0,17	(0,57)	0,10	0,97	1,33	1,71	(0,89)	0,53	1,08	1,45	0,11	0,01	(0,21)	0	(0,11)	0	(0,17)
Level 3 Communications, Inc.	12/2/2004	0,07	(0,91)	0,08	0,48	0,98	1,38	6,73	(0,17)	0,70	1,03	0,08	(0,00)	(0,06)	1	(0,72)	0	(0,11)
Metallurg, Inc.	6/1/2004	0,33	(0,39)	0,00	1,42	1,16	2,14	2,62	(0,62)	0,67	1,38	0,95	(0,00)	(0,14)	1	(0,25)	0	(0,26)
Protection One Alarm Monitoring, Inc.	7/15/2004	(0,18)	(1,89)	0,08	0,34	0,82	0,48	3,74	(0,36)	1,11	17,13	0,11	(0,01)	(0,52)	1	(0,56)	1	(0,54)
RCN Corporation	1/15/2004	(1,07)	(2,88)	0,01	0,32	1,24	0,13	1,90	(1,11)	1,08	1,91	1,35	(0,01)	(0,28)	1	(1,71)	0	(0,58)
Syratch Corporation	10/15/2004	0,55	(1,11)	0,14	1,71	1,47	2,61	(0,73)	0,58	1,40	1,93	0,17	0,00	(0,22)	1	(0,29)	0	(0,50)
Trico Marine Services, Inc.	5/15/2004	(0,05)	(0,37)	0,05	0,21	0,76	0,68	2,72	(0,58)	0,68	0,77	0,16	(0,01)	(0,26)	1	(0,41)	0	(0,11)
Trump Atlantic City Associates	10/21/2004	(0,03)	(0,60)	0,12	0,56	1,06	0,71	(0,47)	0,68	0,96	1,12	0,09	0,01	(0,06)	1	(0,05)	1	(0,09)
US Airways, Inc.	9/12/2004	0,07	(0,10)	0,11	1,31	0,80	1,20	1,58	(1,71)	0,74	1,94	0,20	(0,01)	(0,22)	0	(0,07)	1	(0,14)
Vlasic Foods International	1/1/2001	(0,30)	(0,57)	0,07	1,55	1,10	0,56	(6,06)	0,14	1,05	35,31	0,11	0,00	(0,13)	1	(0,27)	0	(0,39)
Ainsworth Lumber Co. Ltd.	1/1/2001	(0,09)	0,09	0,16	0,65	0,83	0,65	0,44	1,77	0,56	0,75	0,03	0,02	0,02	0	0,07	0	0,13
CFP Holdings, Inc.	1/1/2001	0,20	(0,61)	0,18	1,43	1,19	2,66	(0,02)	0,98	0,81	1,88	0,21	(0,01)	(0,21)	0	(0,05)	0	0,11
Chiquita Brands International, Inc.	1/1/2001	0,10	(0,18)	0,05	0,78	0,76	1,38	(3,83)	0,21	0,56	0,65	0,10	0,00	(0,04)	1	(0,07)	0	(0,04)
Globalstar, L.P.	10/10/2000	(0,44)	0,05	0,88	0,00	1,22	1,32	(0,72)	0,80	1,86	0,21	(0,01)	(0,27)	1	(0,10)	1	(0,06)	
NorthPoint Communications Group, Inc.	10/10/2000	0,34	(1,12)	(0,27)	0,04	0,36	2,95	1,16	(6,11)	0,67	0,77	0,20	(0,06)	(0,67)	1	(0,44)	0	(0,10)
Pacific Aerospace & Electronics, Inc.	1/1/2001	(0,20)	(0,31)	0,03	0,78	0,65	2,19	3,55	(0,39)	0,55	0,62	0,20	(0,01)	(0,12)	1	(0,16)	0	0,04
Prandium, Inc.	1/1/2001	(0,06)	(0,60)	0,18	1,93	1,45	0,84	1,29	(0,76)	1,08	1,73	0,06	(0,01)	(0,16)	1	(0,64)	1	(0,37)
Loews Cineplex Entertainment Corp.	2/1/2001	(0,07)	(0,59)	0,04	0,97	1,10	1,27	11,48	(0,10)	0,78	1,89	0,20	(0,01)	(0,22)	1	(0,31)	1	0,13
REV Holdings Inc.	2/1/2001	(0,07)	(0,59)	0,04	0,95	1,09	1,26	(2,13)	0,32	0,76	1,89	0,21	(0,01)	(0,22)	0	(0,31)	1	(0,06)
RSL Communications PLC	3/1/2000	0,09	(0,40)	0,01	0,82	1,05	1,31	1,62	(1,60)	0,72	1,08	0,21	(0,01)	(0,20)	1	(0,36)	0	0,06
Centaur Mining & Exploration Ltd.	3/1/2001	0,06	(0,59)	0,06	0,28	0,81	1,56	17,42	(0,06)	0,78	1,92	0,20	(0,01)	(0,22)	1	(0,23)	0	(0,14)
Friede Goldman Halter, Inc.	3/1/2001	(0,17)	(0,11)	(0,03)	1,02	0,74	0,63	1,29	(0,72)	0,27	0,41	0,21	(0,01)	(0,05)	1	(0,04)	0	0,10
Metrocall, Inc.	3/1/2001	(1,01)	(0,96)	0,15	0,74	1,14	0,10	1,49	(2,04)	1,01	1,90	0,07	(0,02)	(0,26)	1	(0,68)	1	(0,39)
Silverleaf Resorts, Inc.	3/1/2001	(0,07)	(0,01)	(0,09)	0,51	0,79	1,22	1,33	(3,02)	0,72	0,77	0,21	(0,01)	(0,13)	0	(0,05)	1	0,00
Drug Emporium, Inc.	3/1/2000	0,10	(0,02)	(0,07)	0,31	0,90	1,14	1,34	(0,75)	0,49	0,49	0,20	(0,01)	(0,11)	0	0,03	0	(0,05)
Thermadyne Holdings Corp	3/1/2001	0,26	(1,69)	0,29	1,60	2,85	1,75	(0,53)	0,65	2,37	5,04	0,08	0,01	(0,30)	1	(0,59)	0	(0,24)
Grace, W.R. & Co. - Conn	4/1/2001	(0,12)	(0,14)	0,03	0,62	1,03	0,71	1,37	(0,74)	0,21	1,90	0,09	(0,01)	(0,04)	0	(0,06)	0	0,00
Borden Chemicals & Plastics Operating	4/1/2001	0,22	(0,61)	0,09	1,26	0,91	2,15	16,51	(0,06)	0,79	0,98	0,21	(0,02)	(0,27)	1	(0,38)	0	(0,16)
Washington Group International Inc.	4/1/2001	(0,15)	(0,26)	0,03	1,16	1,18	0,80	3,29	(0,44)	0,26	0,34	0,09	0,00	(0,44)	0	(0,29)	0	(0,12)
Viatel, Inc.	4/1/2001	(0,93)	(1,00)	(0,06)	0,35	1,49	0,23	1,46	(2,16)	0,77	1,97	0,21	(0,01)	(0,21)	1	(0,86)	0	(0,06)
WinStar Communications, Inc.	4/1/2001	0,03	(0,47)	(0,02)	0,15	1,01	1,26	1,70	(1,44)	0,77	1,84	0,20	(0,01)	(0,21)	1	(0,37)	0	(0,10)
Algoma Steel Inc.	4/1/2001	0,13	(0,01)	0,06	0,77	0,84	1,66	(1,13)	0,47	0,47	0,77	0,66	(0,01)	(0,14)	1	(0,12)	0	(0,05)
Dade Behring	5/1/2001	(0,93)	(0,59)	0,10	0,90	1,53	0,35	(6,20)	0,14	0,78	1,84	0,20	(0,01)	(0,21)	1	(0,42)	1	(0,25)
Casual Male Corp.	5/1/2001	0,17	0,01	0,09	1,81	0,48	1,36	1,34	(0,76)	0,29	1,87	0,04	(0,01)	0,01	1	(0,63)	0	(0,18)
Teligent, Inc.	5/1/2001	0,21	(1,46)	(0,36)	0,13	1,36	2,40	1,22	(4,48)	0,78	1,88	0,20	(0,01)	(0,22)	1	(1,34)	0	(0,03)
Marketing Specialists Corp	5/1/2001	(0,41)	(2,74)	0,16	2,63	2,53	0,49	(0,39)	0,72	1,78	1,91	0,11	(0,00)	(1,23)	1	(2,87)	1	(0,23)
Avado Brands, Inc.	6/1/2001	(0,17)	0,16	0,04	0,07	0,74	0,25	(0,22)	0,82	0,51	0,57	0,16	(0,00)	(0,09)	0	0,03	1	(0,09)
Global Telesystems Europe BV	6/1/2001	(0,15)	(0,91)	(0,10)	0,36	1,46	0,68	1,33	(0,75)	0,94	3,91	0,20	(0,01)	(0,50)	1	(0,87)	0	0,06
Viskase Companies, Inc.	6/1/2001	(0,33)	(0,77)	0,25	0,62	1,38	0,62	(36,50)	0,03	0,87	1,82	0,04	(0,01)	(0,24)	0	(0,85)	0	(0,39)
EnviroSource, Inc.	6/1/2001	(0,01)	(1,04)	0,20	0,76	1,35	0,95	(0,47)	0,68	1,18	1,50	0,05	0,01	(0,03)	1	(0,51)	0	(0,32)
Advance Agro Public Company Ltd	6/1/2001	(0,23)	(0,58)	0,13	0,47	0,85	0,47	0,53	2,14	0,79	0,75	0,10	0,01	(0,22)	0	0,04	1	(0,23)
USG Corp.	6/1/2001	(0,01)	0,11	0,20	1,18	0,86	0,98	0,90	10,21	0,24	0,56	0,02	0,07	(0,12)	0	0,15	0	0,00
Imperial Credit Industries, Inc.	6/1/2001	(0,07)	(0,03)	(0,07)	0,13	0,98	1,27	1,31	(0,72)	0,11	0,83	0,21	(0,01)	(0,07)	1	(0,11)	1	(0,12)
Global Tele Systems Group, Inc.	7/1/2001	(0,15)	(0,94)	(0,10)	0,36	1,46	0,68	1,34	(0,76)	0,96	1,91	0,20	(0,01)	(0,55)	1	(0,87)	0	0,08
Metricom, Inc.	7/1/2001	0,34	(0,56)	(0,12)	0,01	0,79	0,30	1,05	(20,63)	0,80	1,86	0,20	(0,01)	(0,21)	1	(0,27)	0	0,13
Comdisco, Inc.	7/1/2001	(0,07)	0,09	0,25	0,29	0,86	1,21	(1,22)	0,45	0,65	0,83	0,03	0,01	(0,00)	0	0,05	1	0,24
Sterling Chemicals, Inc.	7/1/2001	0,12	(0,60)	0,08	1,56	1,75	1,47	1,36	(0,75)	1,91	3,13	0,20	(0,01)	(0,36)	1	(0,31)	0	(0,08)
Keystone Consolidated Industries, Inc.	7/1/2001	(0,10)	(0,11)	0,00	0,88	0,93	0,70	1,85	(1,17)	0,39	0,83	0,21	(0,01)	(0,05)	1	(0,06)	1	(0,05)
Coeur D'Alene Mines Corp.	7/1/2001	0,34	(1,50)	0,00	0,35	0,94	4,68	1,53	(1,90)	0,78	0,92	0,20	(0,02)	(0,14)	1	(1,20)	0	(0,26)
Delta Financial Corp.	8/1/2001	(0,07)	(0,11)	0,07	0,26	0,78	1,24	1,29	(0,70)	0,74	0,82	0,20	(0,01)	(0,25)	0	(0,97)	1	(0,06)
Rhythms NetConnections Inc.	8/1/2001	0,47	(0,91)	(0,34)	0,04	1,35	0,75	1,21	(4,79)	0,77	1,87	0,21	(0,01)	(0,22)	1	(0,78)	0	0,12
Covad Communications Group, Inc.	8/1/2001	0,45	(1,37)	(0,36)	0,11	1,12	3,42	1,15	(6,88)	1,22	1,94	0,21	(0,06)	(1,06)	1	(1,11)	0	0,01
Ames Department Store	8/1/2001	0,05	(0,22)	(0,03)	1,98	0,80	1,13	1,33	(0,72)	0,52	0,72	0,21	(0,01)	(0,26)	0	0,04	0	(0,01)
Newcor, Inc.	8/1/2001	0,08	(0,04)	0,09	1,26	0,96	1,37	(0,66)	0,60	0,77	1,00	0,18	(0,00)	(0,07)	1	(0,10)	0	(0,11)
Zilog, Inc.	9/1/2001	0,10	(0,97)	0,17	1,00	1,60	1,27	8,56	(0,13)	0,80	1,89	0,20	(0,01)	(0,21)	1	(0,73)	0	(0,10)
Telesystem International Wireless Inc.	9/1/2001	(0,10)	(0,38)	(0,03)	0,11	0,98	0,65	2,13	(0,89)	0,49	1,11	0,18	0,00	0,00	1	(0,08)	1	(0,02)
MYCAL Corporation	9/1/2001	(0,19)	(0,58)	(0,01)	0,99	0,92	0,57	1,36	(0,75)	0,64	0,87	0,21	(0,03)	(0,04)	1	(0,02)	1	0,01
Ampex Corporation	9/1/2001	0,25	(8,68)	0,18	0,99	1,74	1,49	0,21	1,27	2,21	1,84	0,08	0,01	(0,11)	0	0,39	0	(0,48)
Dairy Mart Convenience Stores, Inc.	9/1/2001	(0,10)	(0,36)	0,03	3,79	1,12	0,72	0,23	(0,70)	0,78	1,85	0,21	(0,01)	(0,29)	0	(0,02)	1	(0,04)

## ANEXO B: Conjunto de Dados Utilizados na Formulação do Modelo – Empresas Adimplentes

Empresa	Data de Análise	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17
Alcoa Inc.	6/1/2004	0,05	0,24	0,10	0,66	0,62	1,32	0,84	6,23	0,23	0,36	0,02	0,07	0,04	0	0,08	0	0,12
AT&T Inc.	(0,00)	0,27	0,18	0,39	0,62	0,98	0,73	3,68	0,18	0,29	0,01	0,08	0,05	0	0,20	1	0,04	0
General Electric Co	6/1/2004	0,15	0,14	0,05	0,17	0,88	1,79	0,74	67,61	0,47	0,66	0,09	0,03	0,02	0	0,07	0	0,31
Hewlett Packard Co	6/1/2004	0,21	0,19	0,09	0,98	0,49	1,61	0,75	64,24	0,10	0,14	0,01	0,17	0,04	0	0,03	0	1,29
Boeing Co	6/1/2004	0,02	0,21	0,06	0,95	0,85	1,05	0,71	3,51	0,26	0,60	0,04	0,06	0,03	0	0,11	0	0,08
Honeywell International Inc.	6/1/2004	0,17	0,34	0,09	0,79	0,83	1,72	0,83	5,97	0,19	0,32	0,02	0,06	0,05	0	0,03	0	0,21
Intel Corp	6/1/2004	0,34	0,67	0,29	0,64	0,20	3,33	0,99	131,53	0,03	0,02	0,00	1,42	0,14	0	0,21	0	0,06
Merck & Co Inc.	6/1/2004	0,05	0,86	0,27	0,55	0,62	1,20	0,73	64,27	0,17	0,23	0,01	0,30	0,15	0	0,50	0	(0,08)
Pfizer Inc.	6/1/2004	0,06	0,29	0,12	0,38	0,44	1,28	0,76	63,55	0,15	0,09	0,01	0,37	0,02	0	0,16	0	1,98
Verizon Communications Inc.	(0,05)	0,05	0,13	0,41	0,80	0,71	0,62	2,80	0,27	0,53	0,02	0,02	0,02	0	0,05	1	(0,03)	0
Wal-Mart Stores, Inc.	6/1/2004	(0,03)	0,38	0,18	2,43	0,59	0,91	0,92	12,72	0,27	0,29	0,01	0,16	0,09	0	0,20	0	0,21
Advanced Micro Devices Inc.	6/1/2004	0,21	0,07	0,11	0,50	0,65	2,03	1,44	(2,25)	0,29	0,42	0,02	(0,00)	(0,01)	1	(0,23)	0	0,25
Aflac Inc.	6/1/2004	0,15	0,17	0,03	0,22	0,87	1,72	0,74	65,95	0,03	0,17	0,01	0,57	0,02	0	0,04	0	0,35
Air Products & Chemicals Inc	6/1/2004	0,06	0,44	0,16	0,66	0,60	1,33	0,83	6,05	0,27	0,33	0,02	0,07	0,05	0	0,15	0	0,17
Allstate Corp	6/1/2004	0,16	0,19	0,03	0,24	0,85	1,79	0,71	63,17	0,03	0,18	0,01	0,16	0,02	0	0,04	0	0,23
Altera Group	6/1/2004	0,58	0,50	0,17	0,54	0,28	3,10	0,74	64,27	0,22	0,34	0,02	2,37	0,12	0	0,14	0	0,12
AMBAC Financial Group	6/1/2004	0,15	0,23	0,05	0,08	0,75	1,80	0,94	16,67	0,05	0,15	0,01	0,17	0,04	0	0,09	0	0,36
American Express Co.	6/1/2004	0,15	0,05	0,03	0,10	0,91	1,81	0,71	3,44	0,22	0,60	0,08	0,05	0,02	0	0,04	0	0,16
Amgen Inc	6/1/2004	0,19	(0,02)	0,15	0,32	0,26	3,01	0,71	64,00	0,12	0,01	0,01	2,45	0,10	0	0,08	0	3,05
Apache Corp.	6/1/2004	0,01	0,21	0,26	0,34	0,47	1,10	0,94	16,57	0,17	0,24	0,01	0,13	0,10	0	0,19	0	0,39
Apollo Group Inc.	6/1/2004	0,45	0,75	0,32	0,97	0,25	2,53	0,74	67,16	0,04	0,33	0,00	247,48	0,23	0	0,37	0	1,03
Assurant Inc.	6/1/2004	0,15	0,03	0,01	0,20	0,89	1,74	1,00	221,9	0,04	0,22	0,03	0,23	0,06	0	0,02	0	(0,02)
Autozone Inc.	6/1/2004	(0,02)	0,24	0,27	1,45	0,90	0,95	0,91	10,69	0,47	0,87	0,02	0,12	0,15	0	0,30	1	0,10
Baker Hughes Inc.	6/1/2004	0,19	0,01	0,13	0,82	0,48	1,91	0,83	5,83	0,23	0,24	0,02	0,05	0,03	0	0,13	0	(0,04)
Ball Corp	6/1/2004	0,02	0,19	0,17	1,22	0,80	1,07	0,72	3,63	0,43	0,66	0,03	0,03	0,06	0	0,07	0	0,76
Black & Decker Corp	6/1/2005	0,21	0,17	0,14	0,98	0,72	1,63	0,91	10,59	0,22	0,41	0,01	0,12	0,10	0	0,17	0	0,34
Boston Scientific Group	6/1/2005	0,08	0,25	0,24	0,69	0,51	1,26	0,96	26,78	0,20	0,20	0,01	0,27	0,18	0	0,23	0	0,84
BroadCom Corp	6/1/2005	0,38	(2,17)	0,16	0,83	0,18	3,17	0,74	63,00	0,21	0,34	0,02	38,02	0,08	0	(1,16)	0	0,30
Clear Channel Communications Inc.	6/1/2005	0,00	(0,99)	0,12	0,33	0,52	1,04	0,77	4,33	0,39	0,45	0,03	0,04	0,03	0	0,13	0	(0,28)
Comcast Corp	6/1/2005	(0,05)	0,05	0,08	0,18	0,60	0,41	0,34	1,51	0,22	0,32	0,03	0,02	0,01	0	0,00	1	(0,07)
Cognizant Technology Solutions Corp	6/1/2005	0,59	0,51	0,24	1,02	0,21	3,95	0,75	63,84	0,22	0,34	0,03	2,41	0,23	0	0,34	0	1,47
Duke Energy Co.	6/1/2005	0,01	0,11	0,10	0,35	0,71	1,06	0,60	2,51	0,33	0,51	0,03	0,04	0,04	0	0,05	0	(0,07)
Dean Foods Co.	6/1/2005	0,05	0,18	0,10	1,25	0,66	1,37	0,66	2,92	0,40	0,52	0,04	0,03	0,03	0	0,10	0	0,18
Eastman Chemical Corp.	6/1/2005	0,11	0,26	0,12	1,13	0,80	1,61	0,68	3,10	0,34	0,60	0,02	0,04	0,06	0	(0,00)	0	(0,07)
Darden Restaurants Inc.	6/1/2005	(0,22)	0,48	0,23	1,69	0,57	0,39	0,91	10,59	0,22	0,22	0,01	0,11	0,10	0	0,23	1	0,10
Devon Energy Group	6/1/2005	0,03	0,17	0,20	0,25	0,54	1,25	0,76	4,18	0,26	0,34	0,01	0,08	0,08	0	0,13	0	0,85
Family Dollar Stores Inc.	6/1/2005	0,22	0,74	0,23	2,37	0,40	1,61	0,73	65,46	0,21	0,33	0,02	2,53	0,10	0	0,32	0	0,27
Fifth Third Bancorp	6/1/2005	0,15	0,08	0,03	0,07	0,91	1,88	0,76	64,72	0,24	0,65	0,09	2,39	0,02	0	0,05	0	0,17
First Horizon National Corp	6/1/2005	0,16	0,06	0,03	0,08	0,93	1,76	0,75	64,39	0,18	0,52	0,09	2,45	0,01	0	0,04	0	0,25
Fiserv Inc.	6/1/2005	0,15	0,25	0,10	0,44	0,69	1,73	0,96	26,49	0,09	0,16	0,01	0,30	0,06	0	0,11	0	0,30
Forest Laboratories Inc.	6/1/2005	0,58	0,95	0,34	0,84	0,15	4,80	0,73	65,67	0,22	0,34	0,02	2,50	0,22	0	0,46	0	0,98
FPL Group Inc	6/1/2005	(0,06)	0,14	0,10	0,37	0,73	0,59	0,82	5,65	0,33	0,51	0,03	0,03	0,03	0	0,09	1	0,22
Freddie Mac	6/1/2005	0,16	0,03	0,04	0,04	0,96	1,85	0,73	65,67	0,22	0,33	0,02	0,01	0,08	0	0,02	0	0,06
Gap Inc.	6/1/2005	0,40	0,74	0,27	1,62	0,51	2,81	0,92	12,49	0,05	0,08	0,00	0,15	0,11	0	0,15	0	0,39
Genuine Parts Co.	6/1/2005	0,56	0,53	0,17	2,04	0,43	3,21	0,94	17,42	0,11	0,16	0,01	0,24	0,09	0	0,25	0	0,10
Goldman Sachs Group Inc.	6/1/2005	0,16	0,03	0,03	0,06	0,95	1,75	0,73	66,61	0,24	0,78	0,08	0,02	0,01	0	0,02	0	0,49
Goodrich Corp.	6/1/2005	0,13	0,01	0,09	0,76	0,78	1,52	0,64	2,77	0,30	0,57	0,03	0,03	0,03	0	0,06	0	0,04
Google Inc.	6/1/2005	0,71	0,29	0,30	0,96	0,12	7,91	1,00	975,86	0,00	0,34	0,00	11,71	0,28	0	0,18	0	10,55
Halliburton Co.	6/1/2005	0,18	0,06	0,09	1,25	0,75	1,41	0,70	3,37	0,29	0,42	0,02	0,06	0,04	0	0,02	0	0,24
Harley-Davidson Inc.	6/1/2005	0,46	0,25	0,29	0,97	0,41	3,14	0,72	63,92	0,20	0,20	0,01	2,46	0,18	0	0,41	0	0,42
Harman International Industries Inc.	6/1/2005	0,27	0,45	0,18	1,36	0,56	1,82	0,75	64,77	0,16	0,24	0,01	0,16	0,11	0	0,16	0	0,34
Harrah's Entertainment Inc.	6/1/2005	0,00	0,08	0,13	0,49	0,76	1,04	0,53	66,13	0,58	0,70	0,04	0,03	0,04	0	0,10	0	0,35
Hasbro Inc.	6/1/2005	0,18	0,55	0,14	0,92	0,49	1,50	0,89	9,24	0,21	0,14	0,01	0,09	0,06	0	0,14	0	0,03
Hercules Inc.	6/1/2005	0,11	0,45	0,09	0,73	0,96	1,64	0,53	2,13	0,46	0,93	0,06	0,01	0,00	0	0,02	0	(0,01)
Hershey Co.	6/1/2001	0,15	0,77	0,23	1,11	0,66	1,69	0,87	7,69	0,28	0,42	0,01	0,08	0,10	0	0,33	0	0,01
Hess Corp.	6/1/2001	0,06	0,32	0,25	1,17	0,62	1,16	0,90	9,57	0,20	0,29	0,01	0,12	0,12	0	0,10	0	0,30
HJ Heinz Co.	6/1/2001	(0,06)	0,43	0,14	0,77	0,95	0,95	0,73	3,77	0,54	0,69	0,04	0,04	0,06	0	0,24	0	0,10
Host Hotels & Resorts Inc	6/1/2001	0,15	(0,08)	0,12	0,17	0,83	1,81	0,38	1,60	0,72	0,80	0,05	0,02	0,03	0	0,07	0	0,02
Hudson City Bancorp Inc	6/1/2001	0,15	0,12	0,02	0,07	0,84	1,84	0,74	65,50	0,15	0,52	0,08	2,46	0,01	0	0,03	0	0,21
Illinois Tool Works Inc.	6/1/2001	0,16	0,52	0,21	1,00	0,43	1,86	0,96	22,97	0,19	0,20	0,01	0,21	0,10	0	0,27	0	0,16
IMS Health Inc.	6/1/2001	(0,20)	0,52	0,46	1,09	0,92	0,69	0,95	20,81	0,32	0,34	0,01	0,22	0,07	0	0,38	1	(0,24)
Ingersoll-Rand Co. Ltd	6/1/2001	(0,09)	0,25	0,12	0,76	0,65	0,77	0,75	3,95	0,37	0,36	0,03	0,03	0,04	0	0,13	0	0,39
Kimberly Clark Corp	6/1/2001	(0,05)	0,24	0,23	0,89	0,60	0,83	0,92	11,87	0,25	0,30	0,01	0,13	0,12	0	0,32	1	0,24
Kimco Realty Group	6/1/2001	0,15	(0,03)	0,11	0,14	0,46	1,79	0,62	2,65	0,41	0,44	0,04	0,03	0,06	0	0,16	0	0,04
Kohl's Corp	6/1/2001	0,31	0,35	0,20	1,60	0,43	2,66	0,92	13,20	0,27	0,32	0,01	0,14	0,11	0	0,15	0	0,81
Kroger Co	6/1/2001	0,00	0,08	0,19	2,70	0,83	1,01	0,72	3,54	0,48	0,73	0,02	0,04	0,06	0	0,09	1	0,08
Laboratory Corp of America Holdings	6/1/2001	0,12	(0,08)	0,20	1,15	0,47	1,64	0,85	6,50	0,27	0,25	0,01	0,08	0,08	0	0,15	0	0,02
Legg Mason Inc	6/1/2001	0,17	0,13	0,10	0,32	0,80	1,24	0,73	64,54	0,10	0,19	0,01	0,03	0,03	0	0,07	0	0,70
Leggett & Platt Inc	6/1/2006	0,25	0,54	0,14	1,30	0,45	2,36	0,88	8,49	0,24	0,28	0,02	0,08	0,06	0	0,18	0	0,05
Lexmark International Inc.	6/1/2006	0,28	0,27	0,22	1,57	0,5												

Empresa	Data de Análise	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17
PG&E Corp	12/30/2006	(0,07)	0,08	0,12	0,36	0,78	0,71	0,74	67,86	0,30	0,53	0,03	0,03	0,03	0	0,16	1	0,13
PerkinElmer Inc	12/30/2006	0,11	0,42	0,09	0,62	0,37	1,56	0,94	16,55	0,06	0,09	0,01	0,17	0,05	0	0,08	0	0,03
Ovest Communications International Inc.	12/30/2006	(0,07)	(2,11)	0,21	0,66	1,07	0,71	0,25	1,33	0,70	1,12	0,03	0,01	0,03	1	(0,18)	1	(0,18)
RadioShack Corp	12/30/2006	0,30	0,86	0,16	2,31	0,68	1,63	0,78	4,54	0,26	0,35	0,02	0,05	0,03	0	0,44	0	(0,02)
Raytheon Co.	12/30/2006	0,11	0,07	0,09	0,80	0,56	1,42	0,85	6,74	0,16	0,23	0,02	0,07	0,04	0	0,07	0	0,01
Regions Financial Corp	12/30/2006	0,16	0,03	0,01	0,05	0,86	1,79	0,72	63,46	0,13	0,29	0,09	2,49	0,01	0	0,02	0	0,74
Reynolds American Inc	12/30/2006	0,05	(0,09)	0,13	0,47	0,61	1,21	0,87	7,49	0,26	0,38	0,02	0,08	0,07	0	(0,11)	0	0,50
Robert Half International Inc	12/30/2006	0,49	0,03	0,36	2,75	0,29	2,76	0,77	62,46	0,00	0,00	0,00	1,87	0,20	0	0,26	0	0,34
Rockwell Automation Inc.	12/30/2006	0,19	0,67	0,23	1,17	0,59	1,69	0,94	16,26	0,25	0,27	0,01	0,15	0,13	0	0,24	0	0,15
Rohm & Haas Co	12/30/2006	0,15	0,20	0,17	0,86	0,58	1,72	0,92	12,27	0,22	0,30	0,01	0,12	0,08	0	0,15	0	0,02
Ryder System Inc	12/30/2006	(0,00)	0,14	0,19	0,92	0,75	1,00	0,71	3,46	0,41	0,59	0,02	0,04	0,04	0	0,08	1	0,14
Safeco Corp	12/30/2006	0,15	0,28	0,10	0,44	0,72	1,77	0,73	62,99	0,09	0,24	0,01	0,15	0,06	0	0,11	0	(0,59)
Safeway Inc.	12/30/2006	(0,06)	0,37	0,16	2,47	0,65	0,77	0,75	4,04	0,36	0,44	0,02	0,04	0,05	0	0,06	1	0,04
SanDisk Corp	12/30/2006	0,48	0,16	0,11	0,47	0,32	4,73	0,74	66,29	0,18	0,20	0,02	2,42	0,04	0	0,12	0	0,53
Sara Lee Corp	12/30/2006	0,03	0,18	0,09	0,78	0,83	1,08	0,48	1,92	0,37	0,57	0,03	0,03	0,01	0	0,19	0	(0,08)
Schering-Plough Corp	12/30/2006	0,39	0,58	0,14	0,66	0,51	2,50	2,74	(0,58)	0,17	0,23	0,01	0,10	0,07	0	(0,05)	0	0,01
Sealed Air Corp.	12/30/2006	0,07	0,17	0,15	0,86	0,67	1,25	0,73	3,64	0,37	0,52	0,03	0,04	0,06	0	0,14	0	0,03
Sears Holdings Corp	12/30/2006	0,16	0,09	0,11	1,61	0,62	1,47	0,83	5,82	0,12	0,20	0,01	0,09	0,04	0	(0,07)	0	(0,23)
Sempra Energy	12/30/2006	0,06	0,15	0,10	0,41	0,74	1,16	0,80	5,12	0,19	0,39	0,02	0,06	0,04	0	0,09	0	0,33
Sherwin-Williams Co	12/30/2006	0,08	0,65	0,21	1,56	0,60	1,18	0,92	13,06	0,18	0,13	0,01	0,13	0,12	0	0,24	0	0,19
Simon Property Group	12/30/2006	0,15	(0,08)	0,10	0,14	0,82	1,78	0,27	1,38	0,70	0,79	0,07	0,02	0,03	0	0,06	0	0,35
Snap-on Inc	12/30/2004	0,26	0,53	0,09	1,04	0,53	2,00	0,84	6,15	0,15	0,23	0,02	0,06	0,04	0	0,10	0	0,08
Soletron Group	12/30/2004	0,42	(0,91)	0,07	1,98	0,59	2,13	(0,18)	0,85	0,21	0,32	0,03	0,01	(0,03)	1	(1,05)	0	(0,50)
Sovereign Bancorp Inc	12/30/2004	0,15	0,04	0,02	0,06	0,93	1,75	0,77	64,59	0,30	0,36	0,04	2,38	0,01	0	0,02	0	0,23
Sprint Nextel Corp	12/30/2004	0,00	(0,04)	0,18	0,61	0,69	1,02	0,53	2,11	0,44	0,54	0,02	0,02	(0,04)	0	(0,03)	0	0,76
St. Jude Medical Inc.	12/30/2004	0,38	0,71	0,21	0,76	0,37	2,92	0,99	121,72	0,10	0,13	0,00	0,99	0,14	0	0,31	0	0,57
Stanley Works	12/30/2004	0,20	0,55	0,12	1,03	0,64	1,63	0,83	5,81	0,26	0,31	0,02	0,38	0,07	0	0,16	0	0,18
Staples Inc	12/30/2004	0,21	0,41	0,17	1,99	0,44	1,64	0,96	25,28	0,11	0,13	0,01	0,30	0,10	0	0,12	0	0,44
Starbucks Corp	12/30/2004	0,18	0,44	0,29	1,56	0,27	1,81	0,73	65,87	0,00	0,00	0,00	2,38	0,13	0	0,19	0	0,50
Starwood Hotels & Resorts Worldwide Inc	12/30/2004	(0,03)	(0,03)	0,06	0,39	0,64	0,76	0,31	1,46	0,37	0,48	0,04	0,02	0,03	0	0,04	1	(0,05)
State Street Corp	12/30/2004	0,16	0,06	0,02	0,06	0,93	1,83	0,77	63,48	0,30	0,28	0,16	2,44	0,01	0	0,03	0	0,25
Stryker Corp	12/30/2004	0,18	0,71	0,29	1,15	0,32	1,67	0,97	29,70	0,00	0,00	0,00	1,01	0,13	0	0,34	0	0,30
Sun Microsystems Inc	12/30/2004	0,16	0,25	0,01	0,76	0,56	1,47	1,05	(19,65)	0,09	0,16	0,03	(0,16)	(0,02)	1	(0,20)	0	(0,29)
Supervalu Inc	12/30/2004	0,04	0,40	0,15	3,28	0,64	1,12	0,73	3,73	0,27	0,40	0,01	0,19	0,06	0	0,09	0	(0,07)
Symantec Corp	12/30/2004	0,35	0,23	0,16	0,42	0,46	2,21	0,96	25,14	0,12	0,18	0,01	0,35	0,11	0	0,06	0	0,82
TJX Cos Inc	12/30/2004	0,15	0,08	0,03	0,11	0,90	1,75	0,77	64,99	0,14	0,40	0,05	2,44	0,02	0	0,05	0	0,30
Synovus Financial Corp	12/30/2004	0,09	0,53	0,23	3,74	0,67	1,23	0,95	22,11	0,19	0,28	0,01	0,25	0,12	0	0,26	0	0,30
Sysco Corp	12/30/2004	0,15	0,87	0,27	0,64	0,14	1,77	1,00	212,55	0,22	0,34	0,02	3,88	0,18	0	0,40	0	0,18
T Rowe Price Group Inc.	12/30/2004	0,15	0,25	0,14	1,34	0,65	1,56	0,82	5,68	0,30	0,42	0,02	0,06	0,06	0	0,13	0	0,47
Teco Energy Inc	12/30/2004	(0,13)	0,01	0,08	0,24	0,84	0,39	0,13	1,15	0,40	0,69	0,06	0,01	0,01	0	0,06	0	0,55
Tektronics Inc	12/30/2000	0,51	0,52	0,08	0,73	0,36	3,37	0,78	4,49	0,10	0,13	0,01	0,13	0,06	0	0,06	0	(0,05)
Tellabs Inc	12/30/2000	0,62	0,75	0,40	1,10	0,14	5,63	1,00	1578,42	0,00	0,00	0,00	17,60	0,28	0	0,40	0	0,99
Terex Corp	12/30/2000	0,34	0,06	0,15	1,04	0,77	2,16	0,48	1,92	0,45	0,66	0,03	0,03	0,05	0	0,14	0	2,70
Texas Instruments Inc	12/30/2000	0,30	0,56	0,34	0,67	0,29	2,88	0,97	31,19	0,08	0,09	0,00	0,62	0,19	0	0,13	0	0,42
Tiffany & Co.	12/30/2000	0,45	0,40	0,23	1,10	0,44	3,17	0,94	17,08	0,20	0,22	0,01	0,22	0,14	0	0,16	0	0,43
Time Warner Inc	12/30/2000	0,21	0,17	0,22	0,71	0,38	1,99	0,97	32,29	0,15	0,21	0,01	0,35	0,14	0	0,02	0	5,50
TJX Cos Inc	12/30/2000	0,18	0,29	0,36	3,14	0,80	1,43	0,75	65,32	0,19	0,23	0,01	1,21	0,17	0	0,34	0	0,07
Torchmark Corp	12/30/2000	0,15	0,16	0,07	0,19	0,83	1,72	0,91	11,55	0,05	0,14	0,01	0,11	0,03	0	0,06	0	0,09
Transocean Inc	12/30/2000	(0,01)	0,01	0,06	0,19	0,37	0,90	0,97	38,43	0,23	0,26	0,04	0,49	0,08	0	0,10	0	4,84
Tribune Co	12/30/2000	0,00	0,30	0,09	0,34	0,60	1,02	0,77	4,29	0,28	0,41	0,03	0,04	0,03	0	0,15	0	0,83
Tyson Foods Inc	12/30/2000	0,14	0,36	0,13	1,50	0,55	1,79	0,67	3,01	0,31	0,38	0,02	0,03	0,02	0	0,09	0	0,15
Unisys Corp	12/30/2000	(0,01)	(0,26)	0,13	1,21	0,62	0,98	0,81	5,35	0,13	0,20	0,01	0,07	0,04	0	0,01	0	0,05
United Parcel Service Inc.	12/30/2000	0,12	0,44	0,29	1,36	0,55	1,58	0,95	22,01	0,17	0,23	0,01	0,25	0,13	0	0,16	0	0,45
United States Steel Corp	12/30/2000	0,15	0,25	0,05	0,70	0,78	1,95	0,74	65,96	0,28	0,54	0,05	0,01	(0,00)	0	0,10	0	0,12
UST Inc	12/30/2000	0,31	0,53	0,46	0,91	0,84	4,00	0,73	65,71	0,53	0,76	0,01	2,40	0,34	0	0,83	0	0,23
Valero Energy Corp	12/30/2000	0,06	0,07	0,18	3,41	0,65	1,24	0,88	8,01	0,29	0,44	0,02	0,08	0,09	0	0,02	0	0,20
Viacom Inc	12/30/2005	0,01	(0,00)	0,23	0,50	0,59	1,07	0,99	102,89	0,30	0,41	0,01	1,02	0,08	0	0,18	1	0,47
Vornado Realty Trust	12/30/2005	0,15	0,01	0,10	0,18	0,61	1,77	0,46	1,84	0,46	0,54	0,05	0,03	0,05	0	0,09	0	0,28
Walgreen Co	12/30/2005	0,26	0,62	0,20	2,89	0,39	1,86	0,75	67,81	0,23	0,34	0,02	31,17	0,11	0	0,24	0	0,35
Washington Mutual Inc	12/30/2005	0,15	0,06	0,02	0,06	0,92	1,78	0,75	67,76	0,14	0,34	0,06	2,47	0,01	0	0,03	0	0,15
Waste Management Inc	12/30/2005	0,01	0,18	0,14	0,62	0,71	1,06	0,73	3,64	0,41	0,67	0,03	0,03	0,06	0	0,12	1	0,05
Waters Corp	12/30/2005	0,22	0,79	0,24	0,81	0,80	1,51	0,91	11,57	0,58	0,64	0,02	0,12	0,14	0	0,38	0	0,44
Watson Pharmaceuticals Inc	12/30/2005	0,36	0,48	0,15	0,53	0,32	5,51	0,94	16,77	0,19	0,22	0,01	0,18	0,04	0	0,17	0	0,22
Weatherford International Ltd	12/30/2005	0,07	0,15	0,13	0,51	0,34	1,32	0,88	8,07	0,18	0,10	0,01	0,10	0,07	0	0,06	0	0,23
Wells Fargo & Co	12/30/2005	0,15	0,06	0,03	0,08	0,92	1,74	0,75	64,22	0,21	0,66	0,07	2,52	0,02	0	0,04	0	0,23
Wendy's International Inc	12/30/2005	0,05	0,57	0,09	0,71	0,40	1,30	0,76	4,08	0,16	0,20	0,02	0,04	0,03	0	0,10	1	0,17
Whirlpool Corp	12/30/2005	0,05	0,25	0,15	1,72	0,79	1,09	0,85	6,53	0,15	0,30	0,01	0,06	0,05	0	0,13	0	0,23
Whole Foods Market Inc	12/30/2005	0,13	0,13	0,20	2,49	0,28	1,61	0,99	103,34	0,01	0,01	0,00	1,08	0,08	0	0,16	0	0,61
Williams Cos Inc	12/30/2005	0,04	(0,05)	0,07	0,51	0,82	1,15	0,82	5,43	0,26	0,58	0,04	0,02	0,01	0	(0,02)</		

## ANEXO C: Conjunto de Dados Adicionais Utilizados na Validação do Modelo

### Empresas em Default

Empresa	Data do Default	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17
XM Satellite Radio, Inc.	2/1/2002	0,11	(0,27)	(0,15)	0,00	0,36	2,43	1,06	(15,53)	0,28	0,31	0,11	(0,15)	(0,21)	1	(0,26)	0	1,83
Ddi Corp.	2/1/2002	0,12	(0,88)	0,03	0,76	0,74	1,75	4,10	(1,12)	0,59	0,68	0,19	(16,09)	(0,16)	0	(0,17)	0	0,34
Healthsouth Corporation	2/1/2002	(0,02)	0,32	0,12	0,78	1,02	0,89	(0,57)	0,64	0,81	1,03	0,07	0,01	(0,03)	1	(0,10)	1	(0,34)
Magellan Health Services	2/1/2002	(0,09)	(0,09)	0,15	1,05	0,87	0,64	0,15	1,18	0,60	0,81	0,04	0,02	0,01	0	0,03	1	(0,11)
Transportadora de Gas del Sur S.A.	2/1/2002	(0,08)	(0,23)	0,15	0,24	0,51	0,45	0,74	3,78	0,48	0,43	0,32	0,03	0,01	0	0,10	1	1,31
Loral Space & Communications	2/1/2002	(0,01)	(0,50)	0,06	0,24	0,69	0,96	36,18	(0,03)	0,53	0,62	0,08	0,00	(0,04)	1	(0,42)	0	(0,21)
Mirant Corp.	2/1/2002	(0,04)	0,03	0,09	0,33	0,76	0,88	4,10	(1,15)	0,40	0,54	0,05	0,02	0,02	0	0,05	1	0,59
DVI, Inc.	2/1/2002	0,08	0,06	0,11	0,09	0,85	1,47	(0,22)	0,82	0,75	0,79	0,08	0,01	0,02	0	0,04	1	0,35
International Wire Group	8/2/2002	0,02	(0,42)	0,12	0,83	0,85	2,17	(0,41)	0,71	0,73	0,94	0,06	0,01	(0,03)	0	0,00	0	(0,25)
Jazztel Plc	10/31/2002	0,15	(0,22)	(0,06)	0,20	1,03	1,62	1,75	(1,34)	0,54	0,65	0,10	(15,96)	(0,04)	1	(0,39)	0	0,18
Hartmarx Corp.	2/1/2002	0,47	0,11	0,01	1,35	0,58	2,86	3,21	(0,45)	0,39	0,44	0,37	(0,00)	(0,04)	0	(0,02)	0	(0,04)
Quality Distribution Inc.	4/1/2002	0,08	(0,54)	0,14	0,99	1,26	1,48	2,05	(0,95)	0,56	0,67	0,11	(15,91)	(0,04)	1	(0,13)	1	0,33

### Empresas Adimplentes

Empresa	Data da Análise	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17
Abercrombie & Fitch Co	4/1/2006	0,25	0,76	0,38	1,56	0,44	1,93	0,75	85,51	0,00	0,40	0,00	0,79	0,21	0	0,34	0	0,18
Affiliated Computer Services Inc	4/1/2006	0,08	0,47	0,19	0,90	0,42	1,48	0,97	32,08	0,26	0,34	0,01	0,12	0,08	0	0,26	0	0,31
Amazon.com Inc	4/1/2006	0,28	(0,53)	0,17	2,30	0,93	1,54	0,79	4,70	0,40	0,79	0,02	0,06	0,12	0	0,26	0	0,71
Amadarko Petroleum Corp	3/1/2005	0,03	0,25	0,18	0,25	0,54	1,26	0,86	7,23	0,19	0,28	0,01	0,07	0,06	0	0,17	0	0,11
Apartment Investment & Management Co	3/1/2005	0,18	(0,10)	0,07	0,13	0,70	1,96	(0,12)	0,89	0,56	0,64	0,08	0,01	0,01	0	0,03	0	(0,02)
Clear Channel Communications Inc	4/1/2006	0,02	(1,02)	0,11	0,35	0,53	1,14	0,69	3,20	0,41	0,45	0,03	0,03	0,03	0	0,13	0	(0,34)
Clorox Co	4/1/2006	(0,07)	0,97	0,28	1,21	1,15	0,81	0,90	10,37	0,71	1,28	0,03	0,07	0,12	0	0,41	1	(0,01)
Huntington Bancshares Inc	4/1/2006	0,17	0,02	0,02	0,07	0,92	2,00	0,74	82,32	0,19	0,62	0,09	0,80	0,01	0	0,04	0	0,07
Illinois Tool Works Inc	4/1/2006	0,18	0,83	0,23	1,12	0,34	2,06	0,96	22,79	0,10	0,11	0,00	0,25	0,13	0	0,34	0	0,02
IAC / Interactive Corp	4/1/2007	0,12	0,07	0,07	0,48	0,34	1,69	0,86	7,34	0,10	0,08	0,01	0,09	0,01	0	0,08	0	(0,41)
MeadWestvaco Corp	4/1/2007	0,06	0,01	0,09	0,70	0,62	1,38	0,32	1,46	0,29	0,40	0,03	0,01	0,01	0	0,05	0	(0,20)
Mc Donald's Corp	4/1/2007	0,02	0,91	0,21	0,74	0,47	1,21	0,91	11,56	0,30	0,34	0,13	0,13	0,10	0	0,27	0	0,04
Occidental Petroleum Corp	4/1/2007	0,04	0,46	0,31	0,55	0,41	1,27	0,76	79,11	0,07	0,08	0,00	0,80	0,14	0	0,37	0	0,51
Pactiv Corp	4/1/2007	0,10	0,06	0,22	1,06	0,69	1,53	0,83	5,79	0,32	0,48	0,01	0,06	0,10	0	0,20	0	(0,26)
Bed Bath & Beyond	4/1/2007	0,39	0,80	0,27	1,67	0,33	2,36	0,76	79,12	0,00	0,40	0,00	0,80	0,16	0	0,37	0	0,18
Cadence Design Systems Inc	4/1/2006	0,20	0,22	0,11	0,39	0,46	2,11	0,78	78,80	0,16	0,21	0,01	0,26	0,02	0	0,03	0	0,21
Fastenal Co.	4/1/2006	0,63	0,90	0,33	1,71	0,12	7,09	0,74	84,45	0,00	0,39	0,00	0,78	0,20	0	0,43	0	0,37
Fiserv Inc	4/1/2006	0,17	0,42	0,17	0,67	0,59	1,96	0,96	26,79	0,12	0,24	0,01	0,29	0,08	0	0,20	0	(0,16)
Liberty Media Corp	4/1/2006	0,00	0,30	0,08	0,35	0,55	1,02	0,59	2,45	0,28	0,32	0,04	0,03	0,09	0	0,03	0	0,11
Sandisk Corp	4/1/2006	0,64	0,30	0,22	0,74	0,19	4,51	1,00	1006,25	0,00	0,39	0,00	10,67	0,12	0	0,26	0	0,53
Ross Stores Inc	4/1/2006	0,18	0,19	0,22	2,55	0,57	1,40	0,75	82,76	0,03	0,00	0,00	0,81	0,11	0	0,31	0	0,26

## ANEXO D: Saída do Minitab

### Passo 1 do Método Stepwise – inclusão da variável $x_{13}$

#### Binary Logistic Regression: y versus x13

Link Function: Logit

##### Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

##### Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI Lower	95% CI Upper
Constant	-1.27109	0.308218	-4.12	0.000			
x13	-61.0196	10.2313	-5.96	0.000	0.00	0.00	0.00

Log-Likelihood = -37.057

Test that all slopes are zero: G = 344.358, DF = 1, P-Value = 0.000

### Passo 2 do Método Stepwise – inclusão da variável $x_{10}$

#### Binary Logistic Regression: y versus x13, x10

Link Function: Logit

##### Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

##### Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI Lower	95% CI Upper
Constant	-4.51221	1.04561	-4.32	0.000			
x13	-52.8387	10.5222	-5.02	0.000	0.00	0.00	0.00
x10	5.28325	1.56629	3.37	0.001	197.01	9.15	4243.68

Log-Likelihood = -26.991

Test that all slopes are zero: G = 364.489, DF = 2, P-Value = 0.000

Passo 3 do Método Stepwise – inclusão da variável  $x_{17}$ **Binary Logistic Regression: y versus x13, x10, x17**

Link Function: Logit

## Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

## Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
Constant	-3.94755	1.14706	-3.44	0.001			
x13	-66.9007	15.9416	-4.20	0.000	0.00	0.00	0.00
x10	4.88027	1.75554	2.78	0.005	131.67	4.22	4109.82
x17	-2.86030	1.30260	-2.20	0.028	0.06	0.00	0.74

Log-Likelihood = -21.499

Test that all slopes are zero: G = 375.473, DF = 3, P-Value = 0.000

Passo 4 do Método Stepwise – inclusão da variável  $x_1$ **Binary Logistic Regression: y versus x13, x10, x17, x1**

Link Function: Logit

## Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

## Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
Constant	-2.86553	1.21324	-2.36	0.018			
x13	-73.2056	18.5286	-3.95	0.000	0.00	0.00	0.00
x10	3.80827	1.69899	2.24	0.025	45.07	1.61	1259.26
x17	-2.98676	1.55760	-1.92	0.055	0.05	0.00	1.07
x1	-6.28438	3.56788	-1.76	0.078	0.00	0.00	2.03

Log-Likelihood = -19.548

Test that all slopes are zero: G = 379.375, DF = 4, P-Value = 0.000

Passo 5 do Método Stepwise – inclusão da variável  $x_{11}$ **Binary Logistic Regression: y versus x13, x10, x17, x1, x11**

Link Function: Logit

## Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

## Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Lower	Upper
Constant	-3.19751	1.17995	-2.71	0.007			
x13	-65.9127	21.0910	-3.13	0.002	0.00	0.00	0.00
x10	3.20091	1.51057	2.12	0.034	24.55	1.27	474.20
x17	-3.42366	1.71446	-2.00	0.046	0.03	0.00	0.94
x1	-8.30767	4.44524	-1.87	0.062	0.00	0.00	1.50
x11	12.0044	8.09028	1.48	0.138	163467.78	0.02	1.25897E+12

Log-Likelihood = -18.202

Test that all slopes are zero: G = 382.067, DF = 5, P-Value = 0.000

Passo 6 do Método Stepwise – inclusão da variável  $x_8$ **Binary Logistic Regression: y versus x13, x10, x17, x1, x8**

Link Function: Logit

## Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

## Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Lower	Upper
Constant	-2.72182	1.20850	-2.25	0.024			
x13	-63.5382	17.3835	-3.66	0.000	0.00	0.00	0.00
x10	3.76961	1.74585	2.16	0.031	43.36	1.42	1328.07
x17	-2.01118	1.56052	-1.29	0.197	0.13	0.01	2.85
x1	-4.88077	3.35674	-1.45	0.146	0.01	0.00	5.47
x8	-0.0527865	0.0559406	-0.94	0.345	0.95	0.85	1.06

Log-Likelihood = -18.461

Test that all slopes are zero: G = 381.550, DF = 5, P-Value = 0.000

Passo 7 do Método Stepwise – inclusão da variável  $x_4$ **Binary Logistic Regression: y versus x13, x10, x8, x11, x1, x14**

Link Function: Logit

## Response Information

Variable	Value	Count	
y	1	110	(Event)
	0	218	
	Total	328	

## Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds Ratio	95% CI	
						Lower	Upper
Constant	-4.74607	1.35622	-3.50	0.000			
x13	-41.8136	12.3276	-3.39	0.001	0.00	0.00	0.00
x10	4.21574	1.65816	2.54	0.011	67.74	2.63	1747.14
x8	-0.164011	0.108797	-1.51	0.132	0.85	0.69	1.05
x11	39.7064	19.5712	2.03	0.042	1.75497E+17	3.84	8.01024E+33
x1	-8.43692	4.53421	-1.86	0.063	0.00	0.00	1.57
x14	-1.79623	1.51549	-1.19	0.236	0.17	0.01	3.24

Log-Likelihood = -16.591

Test that all slopes are zero: G = 385.290, DF = 6, P-Value = 0.000