

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE GESTÃO E NEGÓCIOS
VINÍCIUS SILVA PEREIRA

**A UTILIZAÇÃO DE INDICADORES DE DESEMPENHO E O
VALOR DE MERCADO DE SOCIEDADES ANÔNIMAS: UMA
ANÁLISE DE EMPRESAS NORTE E LATINO AMERICANAS**

UBERLÂNDIA

2008

VINÍCIUS SILVA PEREIRA

**A UTILIZAÇÃO DE INDICADORES DE DESEMPENHO E O
VALOR DE MERCADO DE SOCIEDADES ANÔNIMAS: UMA
ANÁLISE DE EMPRESAS NORTE E LATINO AMERICANAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Administração.

Área de concentração: Finanças e Controladoria
Orientador: Prof. Dr. Ernando Antônio dos Reis

UBERLÂNDIA

2008

VINÍCIUS SILVA PEREIRA

**A UTILIZAÇÃO DE INDICADORES DE DESEMPENHO E O
VALOR DE MERCADO DE SOCIEDADES ANÔNIMAS: UMA
ANÁLISE DE EMPRESAS NORTE E LATINO AMERICANAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Administração da Universidade Federal de Uberlândia como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Administração.

Área de concentração: Finanças e Controladoria
Orientador: Prof. Dr. Ernando Antônio dos Reis

Uberlândia, 20 de fevereiro de 2008.

Banca Examinadora

Prof. Dr. Ernando Antônio Reis
Universidade Federal de Uberlândia
Orientador

Prof. Dra. Karem Cristina de Sousa Ribeiro
Universidade Federal de Uberlândia

Prof. Dr. Vinícius Aversari Martins
Universidade de São Paulo

Aos meus pais, José e Mara, que sempre colocaram acima de tudo a educação como alicerce para a construção de uma vida plena, à minha tia, madrinha e segunda mãe (*in memoriam*), Dinart que sempre me motivou com sua alegria de viver.

AGRADECIMENTOS

À Deus, pela oportunidade de estar vivo e lúcido.

Aos meus pais, José e Mara, que sempre se empenharam e não mediram esforços para oferecer o que podiam e o que não podiam em minha educação, apoiando minha caminhada até aqui.

À minha namorada Raquel que soube entender meus momentos necessários de solidão para reflexão e estudos, além de me incentivar a participar das atividades cotidianas de pesquisador.

À professora Dra. Karem Cristina de Sousa Ribeiro pela iniciativa, esforço e liderança na criação do Programa de Pós Graduação de Mestrado em Administração da Universidade Federal de Uberlândia, e que junto à professora Dra. Sirlei Lemes conseguiram recursos para pleitear a base de dados do Economática utilizada nesta pesquisa.

Ao professor Dr. Ernando Antônio Reis pela competência, paciência, amizade, confiança e orientação dos percursos nesta pesquisa. Foi uma honra trabalhar com você.

Ao professor Dr. Edison Mello Júnior pela amizade, incentivo às pesquisas e pela lição de vida que carrega em seus valores e atitudes.

Ao professor Dr. Kleber Carlos Ribeiro Pinto, que sempre mostrou disponibilidade, atenção e contribuiu enormemente para com todo o trabalho.

Ao professor Dr. Valdir Machado Valadão e professora Dra. Stella Naomi Moriguchi pela orientação metodológica durante as disciplinas cursadas, em especial ao primeiro que soube conduzir com pulso firme à coordenação do Mestrado.

Ao professor Dr. Henrique Dantas Neder pela paciência, minuciosidade e experiência despendidas no trato dos dados por meio de técnicas estatísticas auxiliadas por *softwares* que tiveram papel importante no contexto das análises deste trabalho.

Ao professor Dr. Vinícius Aversari Martins pela presteza, fineza e atenção para com o programa de Mestrado em Administração da Universidade Federal de Uberlândia, contribuindo como membro externo da banca de defesa.

Aos funcionários e colegas do Mestrado pelos momentos compartilhados juntos, que tornaram mais prazerosos os árduos caminhos da vida acadêmica e enriqueceram-me como ser humano.

À Capes pelo financiamento de meus estudos, o que permitiu a realização desta pesquisa.

Por fim, meu eterno agradecimento àqueles que indiretamente me auxiliaram neste trabalho, que apesar do papel de co-adjuvante 'colocaram seus tijolos' reforçando meu compromisso com a pesquisa e apoiaram este trabalho mesmo sem entender do que se trata.

À todos vocês minha imensa gratidão.

RESUMO

Os indicadores de desempenho têm um papel importante dentro e fora das empresas. Internamente, são responsáveis por operacionalizar e medir cada objetivo específico traçado pelos gestores. Externamente, servem como sinalizadores da situação da empresa aos *stakeholders*, influenciando o valor de mercado da organização. Neste sentido, uma análise através da utilização de indicadores de dados contábeis, técnicos e de mercado da empresa, pode contribuir tanto para a empresa maximizar seu valor quanto para o acionista maximizar seus ganhos. Porém, tal tautologia não é consenso na literatura financeira. Isto porque ainda existem caminhos a serem percorridos. Um destes caminhos é a associação do desempenho empresarial apontado pelos indicadores com uma situação futura de valor de mercado destas empresas, pretendendo-se verificar a validade destes indicadores para se prever valorizações e/ou desvalorizações de ações em um horizonte de dois anos. Neste sentido, este trabalho visa verificar a funcionalidade da utilização de indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – para empresas de diferentes países e setores dos três últimos anos para prever o valor de mercado para os próximos dois anos. Para tanto foi utilizada, quanto à forma de abordagem, uma pesquisa quantitativa, que utiliza-se de técnicas estatísticas e de análise multivariada (regressão linear múltipla e regressão logística binária). Quanto aos objetivos, trata-se de uma pesquisa descritiva. Quanto aos procedimentos técnicos adotados, esta pesquisa pode ser classificadas em duas categorias: pesquisa documental e *expost-facto*. Os resultados obtidos de modo geral apontam que os indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – dos três últimos anos conseguem prever satisfatoriamente o valor de mercado dos próximos dois anos. A exceção é feita ao setor de Finanças e Seguros. Os indicadores que mais se relacionaram com o valor de mercado futuro das Sociedades Anônimas foram: Média de 2002 a 2004 do *Enterprise Value*, Média de 2002 a 2004 do LAIR + Despesas Financeiras Líquidas, Variação de 2002 a 2004 do Lucro / Preço da Ação, Média de 2002 a 2004 do EBITDA, Média de 2002 a 2004 do Capital *Employed*, Média de 2002 a 2004 do Capital de Giro, Variação de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Ativo, Variação de 2002 a 2004 da Margem Bruta, Variação de 2002 a 2004 das Vendas por Ação, Variação de 2002 a 2004 dos Investimentos / Patrimônio Líquido. Os principais grupos que se relacionam com o valor de mercado futuro são os de Rentabilidade, Estrutura de capital e Mercado. Na classificação global dos modelos de regressão logística todos os modelos (para o conjunto de Sociedades Anônimas e por setores) conseguiram distinguir acima de 60% dos casos de valorização e desvalorização, o

que pode ser considerado satisfatório. Estes resultados são limitados aos dados históricos dos indicadores de desempenho dos últimos três anos (2002 a 2004) e ao valor de mercado dos anos subsequentes (2005 a 2006), não podendo ser generalizados para outros períodos ou agregação de períodos. Para trabalhos futuros pretende-se, principalmente, explicar o problema apresentado pelos modelos de regressão logística de não conseguirem classificar a maioria dos casos de empresas que desvalorizarão nos próximos dois anos; verificar a aplicabilidade destes resultados aos demais anos e agrupamento de períodos e separar a análise por países para verificar a eficiência de cada mercado.

Palavras-chave: Indicadores de desempenho, valor de mercado, modelos de previsão.

ABSTRACT

The performance ratios have an important role inside and outside the companies. Internally, they are responsible for operationalise and measure each specific objective tracked by managers. Externally, they serve as flags of the situation of the company to stakeholders, influencing the market value of the organization. Therefore, an analysis through the use of ratios, using accounting, technical and market data from the company, can contribute to maximize their value and the shareholders earnings. But such analysis are not consensus on the financial literature. There are ways to be travelled, so far. One of these ways is a combination of business performance pointed by ratios with the future market value of these companies, trying to verify the validity of these ratios to provide valuations and / or devaluation of shares in a two years time period. This paper's objective is to verify the use of performance ratios functionality - fundamentalists, capital structure, liquidity, activity, profitability, market and technical ratios - for companies from different countries and industries considering the last three years to predict the market value for the next two years. It uses a quantitative research, which demands statistical techniques and multivariate analysis (multiple linear regression and binary logistic regression). For the goals it is a descriptive research. As technical procedures used, it can be classified into two categories: documentary and ex-post-fact research. The results show that, generally, the performance ratios - fundamentalists, capital structure, liquidity, activity, profitability, market and technical ratios - of the last three years can predict satisfactorily the market value of the next two years. The exception is made for Finance and Insurance industry. The ratios that are more related to the future market value of the corporations were the: Average from 2002 to 2004 of Enterprise Value, Average from 2002 to 2004 of EBIT + Net financial expenses, Range from 2002 to 2004 of the income / Stock Price, Average from 2002 to 2004 of EBITDA, Average from 2002 to 2004 of Capital Employed, Average from 2002 to 2004 of Floating Capital, Range from 2002 to 2004 of Return over Assets, Range from 2002 to 2004 of Gross Margin, Range from 2002 to 2004 of Sales to Stock, Range from 2002 to 2004 of Investment / equity. The main groups that are related with the future market value are: profitability, capital structure and market ratios. All the logistic regression models (for the set of companies and by industries) can discern over 60% of evaluation and devaluation cases, which is considered to be satisfactory. These results are limited to an specific historical data performance ratios for the past three years (2002 to 2004) and the market value of the subsequent years (2005 to 2006) and may not be generalized to other periods or set of periods. For future papers it is intended, primarily, to explain the problem presented by logistic regression models, unable to classify the majority devaluation cases on the next two years; verify the applicability of these results to other years and set of periods and separate the analysis by countries to verify the efficiency of each market.

Keywords: Performance ratios, market value, forecasting models.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Modelo de pesquisa adotado para este trabalho.....	109
Figura 2 - Esquematização das regressões realizadas	133

LISTA DE TABELAS

Tabela 1– Comparativo de modelos de previsão de insolvência com base na análise discriminante.	69
Tabela 2– População de empresas distribuídas por países.	112
Tabela 3 - Quantidade de empresas analisadas distribuídas por setores econômicos. .	113
Tabela 4 - Comparação entre o percentual da amostra com o percentual da população quanto à classificação de países.....	114
Tabela 5- Comparação entre o percentual da amostra com o percentual da população quanto ao setor econômico.	115
Tabela 6 – Variação e média de 2002 a 2004 do Lucro por Ação, e Oscilação e variação e média de 2005 a 2006 do valor de mercado das empresas do setor de Papel e Celulose.	127
Tabela 7 - O modelo escolhido da regressão linear para todos os setores com VM _{méd62} como variável dependente	134
Tabela 8 - O modelo escolhido da regressão linear para todos os setores com VM _{var62} como variável dependente	135
Tabela 9 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VM _{méd62} como variável dependente	136
Tabela 10 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VM _{méd62} como variável dependente	137
Tabela 11 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Comércio com VM _{méd62} como variável dependente	137
Tabela 12 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Construção com VM _{méd62} como variável dependente	138
Tabela 13 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VM _{méd62} como variável dependente	138
Tabela 14 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VM _{méd62} como variável dependente	139
Tabela 15 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VM _{méd62} como variável dependente	139
Tabela 16 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Fundos com VM _{méd62} como variável dependente	140

Tabela 17 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMméd62 como variável dependente	140
Tabela 18 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Mineração com VMméd62 como variável dependente	141
Tabela 19 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMméd62 como variável dependente	141
Tabela 20 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMméd62 como variável dependente	142
Tabela 21 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMméd62 como variável dependente	142
Tabela 22 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Química com VMméd62 como variável dependente	143
Tabela 23 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMméd62 como variável dependente	143
Tabela 24 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMméd62 como variável dependente	144
Tabela 25 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMméd62 como variável dependente	144
Tabela 26 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor Têxtil com VMméd62 como variável dependente	145
Tabela 27 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMméd62 como variável dependente	145
Tabela 28 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMméd62 como variável dependente	146
Tabela 29 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor Outros com VMméd62 como variável dependente	146
Tabela 30 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMvar62 como variável dependente.....	147
Tabela 31 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMvar62 como variável dependente.....	148
Tabela 32 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Comércio com VMvar62 como variável dependente.....	148
Tabela 33 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Construção com VMvar62 como variável dependente.....	149

Tabela 34 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMvar62 como variável dependente.....	149
Tabela 35 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMvar62 como variável dependente.....	150
Tabela 36 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMvar62 como variável dependente.....	150
Tabela 37 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Fundos com VMvar62 como variável dependente.....	151
Tabela 38 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMvar62 como variável dependente.....	151
Tabela 39 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Mineração com VMvar62 como variável dependente.....	152
Tabela 40 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMvar62 como variável dependente.....	153
Tabela 41 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMvar62 como variável dependente.....	153
Tabela 42- O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMvar62 como variável dependente.....	154
Tabela 43 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Química com VMvar62 como variável dependente.....	154
Tabela 44 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMvar62 como variável dependente.....	155
Tabela 45 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMvar62 como variável dependente.....	155
Tabela 46 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMvar62 como variável dependente.....	156
Tabela 47 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor Têxtil com VMvar62 como variável dependente.....	156
Tabela 48 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMvar62 como variável dependente.....	157
Tabela 49 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMvar62 como variável dependente.....	157
Tabela 50 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor Outros com VMvar62 como variável dependente.....	158
Tabela 51 - O modelo escolhido da regressão logística para todos os setores.....	159

Tabela 52 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Agropecuária e Pesca.....	159
Tabela 53 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Alimentos e Bebidas	160
Tabela 54 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Comércio	160
Tabela 55 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Construção....	161
Tabela 56 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Eletroeletrônicos	161
Tabela 57 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Energia Elétrica	161
Tabela 58 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Finanças e Seguros	162
Tabela 59 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Fundos	162
Tabela 60 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Máquinas Industriais	163
Tabela 61 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Mineração.....	163
Tabela 62 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Minerais não Metálicos	163
Tabela 63 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Papel e Celulose	164
Tabela 64 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Petróleo e Gás	164
Tabela 65 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Química.....	164
Tabela 66 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Siderurgia & Metalurgia.....	165
Tabela 67 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Software e Dados	165
Tabela 68 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Telecomunicações	165
Tabela 69 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor Têxtil	166
Tabela 70 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Transporte e Serviços	166
Tabela 71 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Veículos e Peças	166

Tabela 72 - O modelo escolhido da regressão logística para o setor Outros.....	167
Tabela 73 - Representatividade dos modelos de regressão linear escolhidos segundo estatística do R quadrado corrigido	167
Tabela 74 - Porcentagem correta de classificação das empresas que valorizaram e desvalorizaram pelos modelos de regressão logística escolhidos	169
Tabela 75 - Indicadores mais utilizados nas regressões lineares e logísticas.....	170
Tabela 76 - Grupos de indicadores mais utilizados nos modelos de regressão lineares e logísticas	173
Tabela 77 - Distribuição das variáveis independentes médias e variações utilizadas nos modelos de regressões lineares e logísticos escolhidos.....	174
Tabela 78 - Resumo dos modelos da regressão linear para todos os setores com VMméd62 como variável dependente.....	194
Tabela 79 - Resumo dos modelos da regressão linear para todos os setores com VMvar62 como variável dependente.....	195
Tabela 80 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMméd62 como variável dependente.....	197
Tabela 81 – Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMméd62 como variável dependente	198
Tabela 82 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Comércio com VMméd62 como variável dependente.....	198
Tabela 83 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Construção com VMméd62 como variável dependente.....	199
Tabela 84 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMméd62 como variável dependente	199
Tabela 85 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMméd62 como variável dependente	199
Tabela 86 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMméd62 como variável dependente	200
Tabela 87 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Fundos com VMméd62 como variável dependente.....	200
Tabela 88 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMméd62 como variável dependente	201
Tabela 89 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Mineração com VMméd62 como variável dependente.....	201

Tabela 90 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMméd62 como variável dependente	202
Tabela 91 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMméd62 como variável dependente	202
Tabela 92 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMméd62 como variável dependente	203
Tabela 93 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Química com VMméd62 como variável dependente	203
Tabela 94 – Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMméd62 como variável dependente	204
Tabela 95 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMméd62 como variável dependente	204
Tabela 96 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMméd62 como variável dependente	205
Tabela 97 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Têxtil com VMméd62 como variável dependente	205
Tabela 98 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMméd62 como variável dependente	206
Tabela 99 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMméd62 como variável dependente	206
Tabela 100 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Outros com VMméd62 como variável dependente	207
Tabela 101 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMvar62 como variável dependente.....	208
Tabela 102 – Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMvar62 como variável dependente.....	208
Tabela 103 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Comércio com VMvar62 como variável dependente.....	209
Tabela 104 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Construção com VMvar62 como variável dependente.....	210
Tabela 105 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMvar62 como variável dependente.....	211
Tabela 106 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMvar62 como variável dependente.....	211

Tabela 107 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMvar62 como variável dependente.....	212
Tabela 108 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Fundos com VMvar62 como variável dependente.....	212
Tabela 109 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMvar62 como variável dependente.....	213
Tabela 110 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Mineração com VMvar62 como variável dependente.....	213
Tabela 111 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMvar62 como variável dependente.....	214
Tabela 112 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMvar62 como variável dependente.....	215
Tabela 113 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMvar62 como variável dependente.....	216
Tabela 114 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Química com VMvar62 como variável dependente.....	216
Tabela 115 – Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMvar62 como variável dependente.....	217
Tabela 116 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMvar62 como variável dependente.....	217
Tabela 117 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMvar62 como variável dependente.....	218
Tabela 118 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Têxtil com VMvar62 como variável dependente.....	218
Tabela 119 – Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMvar62 como variável dependente.....	219
Tabela 120 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMvar62 como variável dependente.....	220
Tabela 121 - Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Outros com VMvar62 como variável dependente.....	220
Tabela 122 - Resumo dos modelos de regressão logística para todos os setores.....	222
Tabela 123 - Tabela de classificação dos modelos de regressão logística para todos os setores.....	223
Tabela 124 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Agropecuária e Pesca.....	224

Tabela 125 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Agropecuária e Pesca.....	225
Tabela 126 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Alimentos e Bebidas	225
Tabela 127 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Alimentos e Bebidas	225
Tabela 128 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Comércio ..	225
Tabela 129 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Comércio	226
Tabela 130 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Construção	226
Tabela 131 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Construção.....	226
Tabela 132 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Eletroeletrônicos.....	227
Tabela 133 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Eletroeletrônicos.....	227
Tabela 134 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Energia Elétrica.....	227
Tabela 135 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Energia Elétrica	227
Tabela 136 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Finanças e Seguros	228
Tabela 137 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Finanças e Seguros	228
Tabela 138 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Fundos	229
Tabela 139 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Fundos	230
Tabela 140 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Máquinas Industriais	230
Tabela 141 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Máquinas Industriais	230
Tabela 142 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Mineração.	231
Tabela 143 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Mineração	231

Tabela 144 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Minerais não Metálicos	232
Tabela 145 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Minerais não Metálicos	232
Tabela 146 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Papel e Celulose	232
Tabela 147 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Papel e Celulose	232
Tabela 148 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Petróleo e Gás	233
Tabela 149 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Petróleo e Gás	233
Tabela 150 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Química....	233
Tabela 151 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Química	233
Tabela 152 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Siderurgia & Metalurgia.....	234
Tabela 153 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Siderurgia & Metalurgia.....	234
Tabela 154 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Software e Dados	234
Tabela 155 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Software e Dados.....	234
Tabela 156 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Telecomunicações	235
Tabela 157 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Telecomunicações	235
Tabela 158 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor Têxtil	235
Tabela 159 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor Têxtil.....	235
Tabela 160 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Transporte e Serviços	236
Tabela 161 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Transporte e Serviços	236

Tabela 162 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Veículos e Peças	236
Tabela 163 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Veículos e Peças	236
Tabela 164 - Resumo dos modelos de regressão logística para o setor Outros.....	237
Tabela 165 - Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor Outros	237

LISTA DE QUADROS

Quadro 1- Evolução histórica dos modelos preditivos que utilizaram-se de indicadores para prever o fracasso empresarial	71
Quadro 2 - Estudos de modelos preditivos que utilizaram-se de indicadores para prever o fracasso empresarial em diferentes países.....	72
Quadro 3 - Principais trabalhos sobre a utilização de indicadores para prever situações futuras sobre as empresas e os indicadores mais relevantes.....	84
Quadro 4 – Indicadores fundamentalistas com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	90
Quadro 5 - Indicadores de estrutura de capital com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	92
Quadro 6– Indicadores de liquidez com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	94
Quadro 7 - Indicadores de atividade com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	95
Quadro 8 – Indicadores de rentabilidade com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	99
Quadro 9 – Indicadores de mercado com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	101
Quadro 10 – Indicadores técnicos com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.	103
Quadro 11 – Indicador de valor de mercado com seu respectivo código, modo de avaliação, unidade e metodologia de cálculo.	104
Quadro 12 – Grupo de indicadores, relações entre indicadores e período analisado...	116

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

A25 -	Prazo Médio de Estoques
A26 -	Prazo Médio de Fornecedores
A27 -	Prazo Médio de Vendas
A28 -	Ciclo Financeiro
A29 -	Ciclo Operacional
Améd25 -	Média de 2002 a 2004 do Prazo Médio de Estoques
Améd26 -	Média de 2002 a 2004 do Prazo Médio de Fornecedores
Améd27 -	Média de 2002 a 2004 do Prazo Médio de Vendas
Améd28 -	Média de 2002 a 2004 do Ciclo Financeiro
Améd29 -	Média de 2002 a 2004 do Ciclo Operacional
AMEX -	American Stock Exchange
Avar25 -	Variação de 2002 a 2004 do Prazo Médio de Estoques
Avar26 -	Variação de 2002 a 2004 do Prazo Médio de Fornecedores
Avar27 -	Variação de 2002 a 2004 do Prazo Médio de Vendas
Avar28 -	Variação de 2002 a 2004 do Ciclo Financeiro
Avar29 -	Variação de 2002 a 2004 do Ciclo Operacional
BCBA -	Bolsa de Comércio de Buenos Aires
BCS -	Bolsa de Comércio de Santiago
BMV -	Bolsa Mexicana de Valores
Bovespa -	Bolsa de Valores de São Paulo
BP -	Balanço Patrimonial
BVC -	Bolsa de Valores de Caracas
BVC -	Bolsa de Valore da Colômbia
BVL -	Bolsa de Valores de Lima
DEA -	Data Envelopment Analysis
DRE -	Demonstração do Resultado do Exercício
E10 -	Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas
E11 -	Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas
E12 -	Dívida Bruta / EBITDA
E13 -	Dívidas de Curto Prazo / Divida Bruta

E14 -	Custo Capital de Terceiros
E15 -	Exigível Total / Ativo Total
E16 -	Exigível Total / Patrimônio Líquido
E17 -	Exigível Total / Receita
E18 -	Ativo Fixo / Patrimônio Líquido
E19 -	Investimentos / Patrimônio Líquido
E5 -	Dívida Bruta / Ativo Total
E6 -	Dívida Bruta / Patrimônio Líquido
E7 -	Dívida Líquida / Patrimônio Líquido
E8 -	Lucro Operacional / Dívida Bruta
E9 -	Lucro Operacional / Dívida Líquida
EBITD -	Earnings before Interests and Taxes
EBITDA -	Earnings before Interests Taxes, Depreciation and Amortization
Eméd10 -	Média de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas
Eméd11 -	Média de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas
Eméd12 -	Média de 2002 a 2004 da Dívida Bruta / EBITDA
Eméd13 -	Média de 2002 a 2004 das Dívidas de Curto Prazo / Dívida Bruta
Eméd14 -	Média de 2002 a 2004 do Custo Capital de Terceiros
Eméd15 -	Média de 2002 a 2004 do Exigível Total / Ativo Total
Eméd16 -	Média de 2002 a 2004 do Exigível Total / Patrimônio Líquido
Eméd17 -	Média de 2002 a 2004 do Exigível Total / Receita
Eméd18 -	Média de 2002 a 2004 do Ativo Fixo / Patrimônio Líquido
Eméd19 -	Média de 2002 a 2004 dos Investimentos / Patrimônio Líquido
Eméd5 -	Média de 2002 a 2004 da Dívida Bruta / Ativo Total
Eméd6 -	Média de 2002 a 2004 da Dívida Bruta / Patrimônio Líquido
Eméd7 -	Média de 2002 a 2004 da Dívida Líquida / Patrimônio Líquido
Eméd8 -	Média de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Dívida Bruta
Eméd9 -	Média de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Dívida Líquida
EMS -	Emerging Market Scoring Model
EUA -	Estados Unidos da América
EVA -	<i>Economic Value Added</i>

Evar10 -	Variação de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas
Evar11 -	Variação de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas
Evar12 -	Variação de 2002 a 2004 da Dívida Bruta / EBITDA
Evar13 -	Variação de 2002 a 2004 das Dívidas de Curto Prazo / Dívida Bruta
Evar14 -	Variação de 2002 a 2004 do Custo Capital de Terceiros
Evar15 -	Variação de 2002 a 2004 do Exigível Total / Ativo Total
Evar16 -	Variação de 2002 a 2004 do Exigível Total / Patrimônio Líquido
Evar17 -	Variação de 2002 a 2004 do Exigível Total / Receita
Evar18 -	Variação de 2002 a 2004 do Ativo Fixo / Patrimônio Líquido
Evar19 -	Variação de 2002 a 2004 dos Investimentos / Patrimônio Líquido
Evar5 -	Variação de 2002 a 2004 da Dívida Bruta / Ativo Total
Evar6 -	Variação de 2002 a 2004 da Dívida Bruta / Patrimônio Líquido
Evar7 -	Variação de 2002 a 2004 da Dívida Líquida / Patrimônio Líquido
Evar8 -	Variação de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Dívida Bruta
Evar9 -	Variação de 2002 a 2004 do Lucro Operacional / Dívida Líquida
F1 -	Lucro por Ação
F2 -	Valor Patrimonial por Ação
F3 -	Vendas por Ação
F4 -	EBITDA por Ação
Fméd1 -	Média de 2002 a 2004 do Lucro por Ação
Fméd2 -	Média de 2002 a 2004 do Valor Patrimonial por Ação
Fméd3 -	Média de 2002 a 2004 das Vendas por Ação
Fméd4 -	Média de 2002 a 2004 do EBITDA por Ação
Fvar1 -	Variação de 2002 a 2004 do Lucro por Ação
Fvar2 -	Variação de 2002 a 2004 do Valor Patrimonial por Ação
Fvar3 -	Variação de 2002 a 2004 das Vendas por Ação
Fvar4 -	Variação de 2002 a 2004 do EBITDA por Ação
INPC -	Índice Nacional de Preços ao Consumidor
L20 -	Liquidez Geral
L21 -	Liquidez Corrente
L22 -	Liquidez Seca

L23 -	Capital de Giro
L24 -	Capital <i>Employed</i>
LAIR	Lucro Antes do Imposto de Renda
LAJIDA -	Lucro Antes dos Juros, Impostos, Depreciação e Amortização
Lméd20 -	Média de 2002 a 2004 da Liquidez Geral
Lméd21 -	Média de 2002 a 2004 da Liquidez Corrente
Lméd22 -	Média de 2002 a 2004 da Liquidez Seca
Lméd23 -	Média de 2002 a 2004 do Capital de Giro
Lméd24 -	Média de 2002 a 2004 do Capital <i>Employed</i>
Lvar20 -	Variação de 2002 a 2004 da Liquidez Geral
Lvar21 -	Variação de 2002 a 2004 da Liquidez Corrente
Lvar22 -	Variação de 2002 a 2004 da Liquidez Seca
Lvar23 -	Variação de 2002 a 2004 do Capital de Giro
Lvar24 -	Variação de 2002 a 2004 do Capital <i>Employed</i>
M46 -	Preço da Ação / Lucro
M47 -	Preço da Ação / Valor Patrimonial
M48 -	Price Sales Ratio
M49 -	Preço da ação / EBITDA
M50 -	Dividend Yield (cotação final)
M51 -	Dividend Yield (cotação inicial)
M52 -	Lucro / Preço da Ação
M53 -	Dividendos Pagos por Ação
M54 -	Enterprise Value
M55 -	Enterprise Value / EBITDA
M56 -	Enterprise Value / Lucro Operacional
Mméd46 -	Média de 2002 a 2004 do Preço da Ação / Lucro
Mméd47 -	Média de 2002 a 2004 do Preço da Ação / Valor Patrimonial
Mméd48 -	Média de 2002 a 2004 do <i>Price Sales Ratio</i>
Mméd49 -	Média de 2002 a 2004 do Preço da ação / EBITDA
Mméd50 -	Média de 2002 a 2004 do <i>Dividend Yield</i> (cotação final)
Mméd51 -	Média de 2002 a 2004 do <i>Dividend Yield</i> (cotação inicial)
Mméd52 -	Média de 2002 a 2004 do Lucro / Preço da Ação
Mméd53 -	Média de 2002 a 2004 do Dividendos Pagos por Ação

Mméd54	-	Média de 2002 a 2004 do <i>Enterprise Value</i>
Mméd55	-	Média de 2002 a 2004 do <i>Enterprise Value</i> / EBITDA
Mméd56	-	Média de 2002 a 2004 do <i>Enterprise Value</i> / Lucro Operacional
Mvar46	-	Variação de 2002 a 2004 do Preço da Ação / Lucro
Mvar47	-	Variação de 2002 a 2004 do Preço da Ação / Valor Patrimonial
Mvar48	-	Variação de 2002 a 2004 do <i>Price Sales Ratio</i>
Mvar49	-	Variação de 2002 a 2004 do Preço da ação / EBITDA
Mvar50	-	Variação de 2002 a 2004 do <i>Dividend Yield</i> (cotação final)
Mvar51	-	Variação de 2002 a 2004 do <i>Dividend Yield</i> (cotação inicial)
Mvar52	-	Variação de 2002 a 2004 do Lucro / Preço da Ação
Mvar53	-	Variação de 2002 a 2004 dos Dividendos Pagos por Ação
Mvar54	-	Variação de 2002 a 2004 do <i>Enterprise Value</i>
Mvar55	-	Variação de 2002 a 2004 do <i>Enterprise Value</i> / EBITDA
Mvar56	-	Variação de 2002 a 2004 do <i>Enterprise Value</i> / Lucro Operacional
NASDAQ	-	National Association of Securities Dealers Automated Quotations
NYSE	-	New York Stock Exchange
OTC	-	Over-the-counter
R30	-	EBITDA
R31	-	LAIR + Despesas Financeiras Líquidas
R32	-	Pay Out
R33	-	Giro do Ativo
R34	-	Giro do Patrimônio Líquido
R35	-	Margem Bruta
R36	-	Margem Lucro Operacional
R37	-	Margem Líquida
R38	-	Margem EBITDA
R39	-	Rentabilidade do Ativo
R40	-	Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio)
R41	-	Rentabilidade do Investimento em Subsidiárias
R42	-	Alavancagem Financeira
R43	-	Alavancagem Operacional
R44	-	Depreciação / Ativo Imobilizado
R45	-	Compra de Ativos Fixos / Depreciação

- Rméd30 - Média de 2002 a 2004 do EBITDA
- Rméd31 - Média de 2002 a 2004 do LAIR + Despesas Financeiras Líquidas
- Rméd32 - Média de 2002 a 2004 do *Pay Out*
- Rméd33 - Média de 2002 a 2004 do Giro do Ativo
- Rméd34 - Média de 2002 a 2004 do Giro do Patrimônio Líquido
- Rméd35 - Média de 2002 a 2004 da Margem Bruta
- Rméd36 - Média de 2002 a 2004 da Margem Lucro Operacional
- Rméd37 - Média de 2002 a 2004 da Margem Líquida
- Rméd38 - Média de 2002 a 2004 da Margem EBITDA
- Rméd39 - Média de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Ativo
- Rméd40 - Média de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio)
- Rméd41 - Média de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Investimento em Subsidiárias
- Rméd42 - Média de 2002 a 2004 da Alavancagem Financeira
- Rméd43 - Média de 2002 a 2004 da Alavancagem Operacional
- Rméd44 - Média de 2002 a 2004 da Depreciação / Ativo Imobilizado
- Rméd45 - Média de 2002 a 2004 da Compra de Ativos Fixos / Depreciação
- Rvar30 - Variação de 2002 a 2004 do EBITDA
- Rvar31 - Variação de 2002 a 2004 do LAIR + Despesas Financeiras Líquidas
- Rvar32 - Variação de 2002 a 2004 do *Pay Out*
- Rvar33 - Variação de 2002 a 2004 do Giro do Ativo
- Rvar34 - Variação de 2002 a 2004 do Giro do Patrimônio Líquido
- Rvar35 - Variação de 2002 a 2004 da Margem Bruta
- Rvar36 - Variação de 2002 a 2004 da Margem Lucro Operacional
- Rvar37 - Variação de 2002 a 2004 da Margem Líquida
- Rvar38 - Variação de 2002 a 2004 da Margem EBITDA
- Rvar39 - Variação de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Ativo
- Rvar40 - Variação de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio)
- Rvar41 - Variação de 2002 a 2004 da Rentabilidade do Investimento em Subsidiárias
- Rvar42 - Variação de 2002 a 2004 da Alavancagem Financeira
- Rvar43 - Variação de 2002 a 2004 da Alavancagem Operacional
- Rvar44 - Variação de 2002 a 2004 da Depreciação / Ativo Imobilizado

Rvar45 -	Varição de 2002 a 2004 da Compra de Ativos Fixos / Depreciação
SAS -	Statistical Analysis System
Sig.	Grau de significância
SOMA -	Sociedade Operadora do Mercado de Ativos
SPSS -	Statistical Package for Social Science
T57 -	Oscilação
T58 -	Fechamento
T59 -	Liquidez em Bolsa
T60 -	Presença em Bolsa
T61 -	Volatilidade Anual
Tméd57 -	Média de 2002 a 2004 da Oscilação
Tméd58 -	Média de 2002 a 2004 do Fechamento
Tméd59 -	Média de 2002 a 2004 da Liquidez em Bolsa
Tméd60 -	Média de 2002 a 2004 da Presença em Bolsa
Tméd61 -	Média de 2002 a 2004 da Volatilidade Anual
Tvar57 -	Varição de 2002 a 2004 da Oscilação
Tvar58 -	Varição de 2002 a 2004 do Fechamento
Tvar59 -	Varição de 2002 a 2004 da Liquidez em Bolsa
Tvar60 -	Varição de 2002 a 2004 da Presença em Bolsa
Tvar61 -	Varição de 2002 a 2004 da Volatilidade Anual
VM62 -	Valor de Mercado
VMméd62 -	Média de 2004 a 2006 do Valor de Mercado
VMvar62 -	Varição de 2004 a 2006 do Valor de Mercado

SUMÁRIO

RESUMO.....	7
LISTA DE FIGURAS.....	10
LISTA DE TABELAS.....	11
LISTA DE QUADROS.....	21
LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS	22
1. INTRODUÇÃO	31
1.1. Contexto e Relevância da Pesquisa.....	31
1.2. Tema, Problema e Objeto de Estudo	35
1.3. Objetivos.....	37
1.4. Justificativa do Trabalho.....	38
1.5. Organização do Trabalho.....	40
2. OS INDICADORES FINANCEIROS, SUAS POSSIBILIDADES, LIMITAÇÕES E UTILIZAÇÕES EM PESQUISAS	41
2.1. A Utilização de Indicadores para a Mensuração e Avaliação do Desempenho de Empresas	41
2.2. A Evolução e os cuidados da utilização da Contabilidade como Base de Dados dos Indicadores.....	44
2.3. Limitações da Utilização de Indicadores.....	50
2.4. Principais Estudos Realizados que Utilizaram Indicadores Financeiros como Ferramenta de Previsão.	53
2.4.1. Estudos Gerais de Previsão.....	53
2.4.2. Estudos de Previsão do Valor de Mercado	73
2.5. Principais Grupos e Indicadores Utilizados na Mensuração do Desempenho de Empresas	88
3. ASPECTOS METODOLÓGICOS	105
3.1. Conceito de Metodologia	105
3.2. Caracterização e estrutura metodológica da pesquisa.....	105
3.2.1. Em relação à natureza	106
3.2.2. Em relação à forma de abordagem.....	106

3.2.3. Em relação ao objetivo proposto.....	107
3.2.4. Em relação aos procedimentos adotados	108
3.3. Delineamento da pesquisa	108
3.3.1. Primeira Fase: Definição e Planejamento	109
3.3.2. Segunda Fase: Seleção, coleta e ajustes dos dados.....	111
3.3.3. Terceira Fase: Análise e Conclusão	118
3.4. Exemplo.....	125
3.5. Limitações do Estudo.....	128
3.5.1. Limitações decorrentes das demonstrações contábeis e o efeito inflacionário	128
3.5.2. Da análise dos dados	130
3.5.3. Das considerações finais	131
4. ANÁLISE DOS DADOS	133
4.1. Regressão Linear para todos os setores	133
4.2. Regressão Linear por setores com a variável dependente: VMméd62.....	136
4.3. Regressão Linear por setores com a variável dependente: VMvar62	146
4.4. Regressão Logística para todos os setores.....	158
4.5. Regressão Logística por setores	159
4.6. Análise dos modelos de regressão linear e logística	167
5. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	175
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	178
APÊNDICES	194
APÊNDICE A – Tabelas dos resumos dos modelos das regressões lineares múltiplas para todos os setores	194
APÊNDICE B – Tabelas dos resumos dos modelos das regressões lineares múltiplas por setores com a variável dependente VMméd62.....	197
APÊNDICE D – Tabelas dos resumos e de classificação dos modelos das regressões logísticas para todos os setores	222
APÊNDICE E – Tabelas dos resumos e de classificação dos modelos das regressões logísticas por setores	224

1. INTRODUÇÃO

1.1. Contexto e Relevância da Pesquisa

Uma organização pode ter múltiplos objetivos tais como: aumentar o seu nível de competitividade, absorver novos segmentos de mercado, atender aos anseios da sociedade, buscar formas de financiamentos mais baratas, aumentar os prazos de pagamento a fornecedores, aumentar a liquidez, melhorar a rentabilidade, etc. Mas, como destaca Oliveira *et al* (2002) todos estes objetivos são secundários, que pretendem, ao final, alcançar o objetivo principal da organização qual seja: maximizar o valor de mercado, e conseqüentemente a riqueza dos acionistas.

Atingindo a este objetivo a empresa estaria satisfazendo a todos os outros. Isto porque segundo Oliveira *et al* (2002) todos aqueles que fazem parte da organização e que dela dependem seriam beneficiados ao ser maximizado o valor de mercado da organização.

O caso inverso também é válido, ou seja, sociedade, clientes, gestores, fornecedores, instituições financeiras, governo e investidores ao terem seus objetivos, considerados secundários, satisfeitos automaticamente estariam maximizando o valor de mercado da organização. Um exemplo dado por este autor seria o simples fato de a empresa buscar melhorar a sua liquidez, o que facilita a concessão de crédito pelas instituições bancárias à empresa. Essa prática diminui o risco dos fornecedores ficarem sem receber da organização, fazendo com que uma melhora do desempenho de liquidez da instituição seja percebida pelos *stakeholders*, o que poderia aumentar o valor de mercado desta, aumentando a riqueza dos acionistas.

Assim, a razão de existir de uma empresa pode ser comparada metaforicamente à metodologia científica em que os objetivos secundários representam cada uma das partes para consecução do objetivo geral.

Sendo assim, maximizar o valor de mercado diretamente sem antes passar por cada objetivo específico é uma tarefa árdua senão impossível para os gestores. (COPELAND, T.; KOLLER, T.; MURRIN, 2000).

Neste contexto, surge a importância dos indicadores que são responsáveis por operacionalizar e medir cada objetivo específico traçado pelos gestores da empresa. Além de tornar os objetivos mais praticáveis e fáceis de serem assimilados pelos gestores da organização, os indicadores são capazes de controlar cada aspecto incutido no objetivo, analisar as falhas ocorridas no processo e redirecioná-lo ao caminho almejado. Uma análise através da utilização de variados indicadores - contábeis, técnicos e de mercado - pode contribuir para empresa maximizar seu valor e para o acionista maximizar seus ganhos (FAMA e SCHWERT, 1977).

A criação de indicadores para se analisar e avaliar objetivos é quase que inesgotável devido aos coeficientes que podem ser obtidos do relacionamento das diversas contas das demonstrações financeiras, dados de mercado e dados técnicos. Ainda assim, é possível estabelecer um reduzido número de grupos de indicadores que permitam obter um minucioso controle sobre a evolução da empresa e do seu objetivo principal: a maximização do seu valor de mercado. Dentre outros, são destacados os indicadores fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos¹.

A medição e o acompanhamento do desempenho destas empresas passam pelo crivo da contabilidade, que possui a metodologia e princípios geralmente aceitos, necessários para confecção das demonstrações contábeis. A contabilidade é a ciência que estuda os fenômenos que ocorrem no patrimônio das entidades, mediante o registro, a classificação, a demonstração expositiva, a análise e a interpretação desses fatos, com o fim de oferecer informações e orientações – necessárias à tomada de decisões – sobre a composição do patrimônio, suas variações e o resultado decorrente da gestão da riqueza patrimonial. (IUDÍCIBUS, MARTINS e GELBCKE, 2003).

Neste sentido, as demonstrações contábeis oferecem a matéria-prima para a construção da maioria dos indicadores. Sob este enfoque a contabilidade tem sido objeto de estudo de pesquisas, nos últimos tempos, notoriamente, nos congressos, seminários, relacionados às áreas de contabilidade e finanças. Uma conta das demonstrações por si

¹ Os indicadores fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade e de rentabilidade são oriundos de coeficientes obtidos através de demonstrações financeiras, e portanto de dados contábeis. Os indicadores de mercado utilizam-se também de dados contábeis, mas associados à componente preço da ação. Os indicadores técnicos utilizam-se de dados das bolsas de valores onde são negociadas as ações das empresas, como número de negócios da ação, cotações de abertura e fechamento das ações, volume negociado da ação, oscilação do preço da ação, etc. Para ver os principais indicadores utilizados na literatura vide Capítulo 2, seção 2.5.

só é capaz de trazer informações relevantes para os *stakeholders*, mas são ainda mais relevantes se tratadas em conjunto através dos indicadores. Nesse sentido, os indicadores possuem papel importante em um cenário onde as informações são cada vez mais valiosas e volumosas, resumindo e melhorando-as para tomada de decisão. (LAUZEL E CIBERT, 1989).

Os usuários de indicadores os utilizam como fonte geradora de informações econômicas e financeiras relevantes às tomadas de decisão como, por exemplo, comprar ou vender ações, melhorar a liquidez, diminuir o custo de capital da empresa, etc.

Brigham e Houston (1999) expõem que as demonstrações financeiras apresentam tanto a posição da empresa em um ponto no tempo como suas operações durante algum período passado. Os autores colocam que o valor real das demonstrações financeiras está no fato de que elas podem ser utilizadas para ajudar a prever os lucros e os dividendos futuros da empresa. Explicam que do ponto de vista do investidor, o objetivo da análise das demonstrações financeiras é a previsão do futuro, enquanto, do ponto de vista da gerência, a análise das demonstrações financeiras é útil tanto para ajudar a antever situações futuras quanto para o planejamento de ações que irão influenciar o desenrolar dos eventos.

Portanto, estes indicadores mostram, dentre outras informações e objetivos a serem alcançados pela empresa: as possibilidades da organização gerar recursos financeiros para fazer frente às suas obrigações de pagamento; a composição da estrutura financeira da empresa; a rentabilidade dos capitais investidos; as estratégias financeiras de prazo adotadas pela organização; a liquidez, oscilação e volatilidade da ação na bolsa; os dividendos pagos pela empresa em relação aos lucros gerados no período.

Desta forma, aos gestores cabe o papel de medir e acompanhar o desempenho organizacional de forma a minimizar os possíveis desvios que afastam a organização do objetivo principal: maximizar riqueza de seus acionistas. E uma forma de fazê-los é através dos indicadores (LOPO *et al*, 2001).

Adicionalmente, a utilização de indicadores deve cercar-se de cuidados, principalmente daqueles que se utilizam de demonstrações contábeis. Um desses questionamentos é a presença do fator humano na elaboração das demonstrações e no processo de mensuração e avaliação da situação econômico-financeira da empresa que leva à

subjetividade, adulterações das informações contábeis e utilização inconsciente dos princípios contábeis geralmente aceitos (KANITZ, 1976).

Lopes e Diniz (2003, p. 1) evidenciam a relação dos usuários com a informação contábil: “os investidores não conseguem, *a priori*, diferenciar empresas boas e ruins. Os administradores, por seu lado, sabem a real situação de suas empresas. Assim, eles precisam enviar sinais ao mercado sobre suas empresas”. Iudícibus (2000) ressalta que a contabilidade pode ser o principal sistema de informação de uma empresa e que sua principal função é prover aos usuários informações úteis para tomada de decisões. Lopes de Sá (2002, p. 7-8) acrescenta que “o mercado financeiro, de forma geral, é um dos maiores usuários da informação contábil por intermédio de analistas, corretoras, investidores institucionais e individuais, bancos de investimentos, etc.”. Catelli (1999, p. 86) por sua vez destaca que, “um dos usuários mais importantes da informação contábil é o investidor, responsável pela própria existência da entidade”, e que, portanto as demonstrações apesar de suas limitações são instrumentos importantes para estes usuários em suas tomadas de decisão.

Porém, tais indicadores compõem apenas parte das informações necessárias para a mensuração e avaliação da empresa pelo investidor. Este pode e deve levar em consideração fatores de mercado² e técnicos³ que também podem ser quantificados através de indicadores.

Damodaran (2002, p. 27-28) não ousa descartar a importância dos indicadores para analisar o valor de mercado das empresas, e ainda assume que “o preço de uma ação é função tanto do valor do patrimônio da empresa quanto do número de ações em circulação”, o que corrobora com a idéia deste trabalho de que a contabilidade, apesar de suas limitações, e auxiliadas por dados de mercado como o preço da ação e técnicos pode antever situações de valor.

Uma vez que tais indicadores são fontes de informações para investidores, e estes por sua vez objetivam maximizar a sua riqueza, corroborando com a maximização do valor de mercado da empresa, cabe um estudo investigativo da validade destes instrumentos

² Fatores de mercado são aqui definidos como aqueles que levam em consideração em seu cálculo os preços das ações, mas que não deixam de se relacionar com contas de demonstrações contábeis. Portanto, os indicadores de mercado são derivados dos dados disponíveis nas demonstrações financeiras.

³ Os indicadores técnicos, por sua vez, já dependem de dados sobre a negociação e comportamento da ação na bolsa de valores, sem qualquer interferência em seu cálculo de contas de demonstrações.

para antever situações de valorização e desvalorização. Isto porque, até o presente momento, nenhum estudo sobre a validade da utilização de indicadores de desempenho é conclusivo e carecem de estudos que relacionem conjuntamente estes indicadores para prever o valor de mercado futuro de empresas.

Cabe ressaltar ainda que a previsão do valor de mercado de empresas possui outras relevâncias. São elas:

- Está ligada a situações estratégicas de compra, fusões e aquisições, uma vez que para o vendedor interessa saber o valor mínimo que a empresa pode ser vendida e para o comprador o valor máximo que pode ser pago pela firma. Desta forma, uma previsão do valor de empresas poderia significar tanto para o vendedor como para o comprador, a antevisão do melhor momento para efetuar a venda ou compra de uma empresa;
- Serve como forma de argumentação dos gestores em uma nova oferta de ações ao mercado acionário, justificando o preço inicial da ação;
- Serve para o investidor comparar os valores de mercado futuros de diferentes empresas entre si e decidir qual delas irá compor seu portfólio;
- Serve como parâmetro para comparar a rentabilidade de diversos tipos de investimentos, tais como em ações, imóveis, títulos, etc., auxiliando a decisão do investidor na diversificação de seus ativos.
- Auxilia na identificação dos fatores geradores/destruidores de valor, ou seja, os principais motivos que levaram a criação ou destruição do valor da empresa, tendo papel estratégico para os gestores internos auxiliarem na criação de valor.

1.2. Tema, Problema e Objeto de Estudo

Diante do contexto exposto, este trabalho tem como tema a análise de empresas através de indicadores de desempenho. Dentro deste tema, pretende-se abordar a associação do desempenho empresarial medido pelos indicadores com uma situação futura de valor de mercado destas empresas, pretendendo-se verificar a validade destes indicadores para se prever valorizações e/ou desvalorizações de ações em um horizonte de dois anos.

Desta forma, esta pesquisa utilizar-se-á indicadores provindos de exclusivamente de demonstrações contábeis (fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade), provindos de uma combinação de dados contábeis e de mercado (de mercado) e provindos de dados sobre a negociação e comportamento das ações na bolsa de valores (técnicos). Pretende-se verificar a validade destes indicadores como ferramenta de suporte para os investidores, na tentativa de identificar seu poder preditivo no valor de mercado futuro de empresas de capital aberto de diversos setores da Argentina, Brasil, Chile, Colômbia, Estados Unidos, México, Peru e Venezuela. Estes países foram escolhidos por fazerem parte do continente Americano, sendo a maioria deles países latino-americanos, onde estudos deste tema são incipientes.

Este trabalho pretende aprofundar no aspecto da previsibilidade do valor de mercado, visando responder a seguinte pergunta:

Qual a funcionalidade da utilização de indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – para empresas de diferentes países e setores dos três últimos anos para prever o valor de mercado para os próximos dois anos?

Os últimos três anos utilizados para medir o desempenho das empresas são os anos de 2002, 2003 e 2004, referindo a um momento já ocorrido. Os próximos dois anos referem-se aos anos de 2005 e 2006. Estes últimos são períodos que ainda não ocorreram para empresa, representando o momento futuro ainda desconhecido pelos *stakeholders*. Assim, é como se as empresas deste estudo estivessem em seu momento presente em 31 de Dezembro de 2004, sendo os anos de 2005 e 2006 desconhecidos pelos *stakeholders*. Porém, para viabilizar a análise deste estudo, os anos de 2005 e 2006 são conhecidos pelo pesquisador, permitindo verificar se realmente um desempenho passado influenciou no valor de mercado futuro.

Os indicadores ao mensurar um desempenho passado de um conjunto de empresas (o desempenho nos três últimos anos), podem levar o investidor a investir ou não na empresa posteriormente (nos próximos dois anos). Este tipo de associação está baseado no princípio de que o mercado acionário pode gerar expectativas positivas de uma empresa ao analisar um ótimo desempenho desta nos anos anteriores e conseqüentemente esta organização ter o seu valor de mercado aumentado. Ou, caso contrário, o mercado ao perceber uma situação em que o desempenho da empresa vem

piorando ao longo do tempo pode gerar expectativas negativas com relação a esta empresa impactando negativamente no seu valor de mercado futuro.

Os períodos de dois e três anos foram escolhidos por tratarem de um período de curtos e médios prazos, pois objetiva-se com este trabalho analisar o desempenho a partir de prazos menores. Parte-se então, da premissa de que o longo prazo é constituído por momentos de médio e curto instantes, os quais probabilisticamente passam por menores interferências externas tais como crises, momentos de prosperidade econômicas e setoriais que os períodos considerados de longo prazo. (KANITZ, 1976)

Este estudo não se utilizará de hipóteses uma vez que estas não são obrigatórias em estudos do tipo descritivo, segundo Gil (1999).

O objeto de estudo em que esta pesquisa se debruça para responder a tal questão, portanto, são as Sociedades Anônimas de diferentes setores listadas ou que já estiveram listadas em bolsas de valores da Argentina, Brasil, Chile, Colômbia, Estados Unidos, México, Peru e Venezuela. Para tanto este estudo utilizou-se da base de dados do Economática, na qual se pode encontrar 2925 empresas nestas condições até 19/05/2007. Maiores detalhes sobre a base de dados utilizada estão expostos no Capítulo 3.

1.3. Objetivos

O objetivo geral consiste em verificar a funcionalidade da utilização de indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – para empresas de diferentes países e setores dos três últimos anos para prever o valor de mercado para os próximos dois anos.

Especificamente este trabalho se propõe a:

- Calcular os indicadores fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos para as Sociedades Anônimas;
- Verificar o relacionamento do desempenho medido por estes indicadores com o valor de mercado futuro para o conjunto de Sociedades Anônimas e para cada setor;

- Verificar a possibilidade de distinguir (entre empresas que valorizam e empresas que não valorizam) e antever em dois anos o valor de mercado futuro do conjunto de Sociedades Anônimas e para cada setor através do desempenho medido pelos indicadores dos últimos três anos;
- Identificar para cada setor econômico os indicadores de maior influência que têm sobre o valor de mercado futuro, assim como criar um modelo para cada setor.

1.4. Justificativa do Trabalho

Segundo Costa Jr. *et al.* (2000, p. 19), “uma das maiores preocupações dos investidores está relacionada com incerteza dos resultados de suas aplicações no mercado financeiro”. Na tentativa de administrar esta incerteza, o presente trabalho busca testar a funcionalidade da análise do desempenho empresarial através de indicadores como forma de prever um valor de mercado futuro.

Porém, não existe uma fórmula definitiva que possa garantir o retorno do investimento. Assim, este estudo tem relevância para os investidores que utilizam de indicadores para a tomada de suas decisões de investimento, ao verificar se o mercado valida ou não este tipo de previsão.

Outro ponto relevante deste trabalho é quanto a sua contribuição para a Ciência. Foram pesquisadas publicações presentes em encontros, simpósios, revistas, congressos, base de dados nacionais e internacionais, como a Proquest e Wilson Business. Foram encontradas, dentre outras, publicações nacionais de Kanitz (1974) Elizabetsky (1976) Matias, (1978), Corrar (1981), Pereira Da Silva (1982) Almeida (2002) Matias e Siqueira, (1996), Kassai (2002), Macedo (2002), Martins e Gali (2003) e publicações internacionais como: Altman (1968), Deakin (1972), Edminster (1972), Blum (1974), Libby (1975), novamente Altman et al (1977), Scott (1981), Taffler e Tisshaw (1982) e El Hennawy e Morris (1983), Pinches e Mingo (1973), Libby (1975), Gambola e Ketz (1983a; 1983b), Gambola, Haskings, Ketz e Williams (1987), Largay e Stickney (1980), Gahlon e Vigeland (1988), Dambolena e Shulman (1988), Azis e Lawson (1989), Toda (1984), Gotoh (1989), Shirata (1998), dentre outros. Tais publicações referem-se à

aplicação de métodos quantitativos em indicadores contábeis com a finalidade de desenvolver modelos de previsão de falência e avaliar o desempenho das empresas. Portanto, nenhuma destas publicações tem sob sua ótica o valor de mercado das empresas. Outro ponto é que estas publicações, na sua maioria, são focadas em economias desenvolvidas. Assim, apesar de a linha de investigação ter mais de três décadas internacionalmente, seu desenvolvimento na América Latina é muito incipiente, mesmo ainda na utilização de indicadores para prever falências.

Através de uma pesquisa mais detalhada abrangendo o valor de mercado mensurado através de indicadores foram encontrados somente algumas publicações nacionais, dentre as quais se podem destacar: Alves e Scalabrin (2002), Rangel (2004) e Fassina, Grunow, Sabadin e Hein (2006). Internacionalmente destacam-se os trabalhos de: Fama e French (1988b); Poterba e Summers (1988); Fama e Schwert (1977); Campbell (1991); French, Schwert, e Stambaugh (1987); Goyal e Santa-Clara (2003); Kothari e Shanken (1997); Pontiff e Schall (1998); Lamont (1998); Campbell e Shiller (1988a); Lee, Myers, e Swaminathan (1999); Lettau e Ludvigson (2001) Campbell e Shiller (1988b); Cochrane (1999a); Gapsinski *et al.* (2001) e Rey (2003).

Apesar da quantidade de publicações internacionais, estas se utilizam quase que exclusivamente de indicadores contábeis, não incluindo fatores de mercado e técnicos. Além do mais, as publicações existentes, como trata Rey (2003) ainda não são suficientes para colocar um ponto final na discussão, deixando o tema em aberto.

Outro ponto é que estas publicações utilizam como objeto de estudos amostras de empresas de um setor econômico de um determinado país. O presente trabalho pretende ampliar esta pesquisa para uma amostra de empresas maior, que abarque empresas de diferentes países e setores econômicos. Este fator de ampliação é importante uma vez que os próprios autores Fassina, Grunow, Sabadin e Hein (2006) relatam em seus estudos haver a possibilidade de mercados acionários diferentes do brasileiro, devido ao grau de eficiência, levar à conclusões diferentes das encontradas por eles.

Ao dividir as análises em diversos setores e compará-los, englobando empresas de diferentes países, tem-se um diagnóstico mais abrangente de cada setor, além de identificar os principais indicadores que influenciam no valor de mercado para cada setor econômico. Este aspecto da pesquisa pode ser considerado como um avanço no tema.

1.5. Organização do Trabalho

Para atender aos objetivos propostos este trabalho está dividido, além desta Introdução em três partes, a saber:

- Capítulo 2 - Referencial teórico;
- Capítulo 3 - Metodologia;
- Capítulo 4 - Análise dos dados;
- Capítulo 5 – Considerações finais.

O referencial teórico tem o objetivo de apresentar o estado da arte da teoria utilizada neste trabalho. Além disso, são apresentadas publicações similares de outros autores que se debruçaram sobre o mesmo tema de pesquisa, assim como os resultados encontrados por eles. São discutidos os grupos de indicadores categorizados pelos principais autores, as dificuldades, limitações e possibilidades da utilização de indicadores encontradas pelos autores destas pesquisas.

Na metodologia é apresentada a classificação e o delineamento desta pesquisa quanto à natureza, objetivos e procedimentos de coleta de dados, assim como a base de dados utilizada. São apresentadas as técnicas estatísticas de regressão linear múltipla e regressão logística binária e os procedimentos que serão adotados na análise dos dados além das limitações do estudo. Para esclarecer os procedimentos adotados um exemplo de como o estudo foi conduzido foi apresentado.

Na análise dos dados são utilizados os procedimentos estatísticos sobre a base de dados discutida na metodologia e feitas as devidas considerações acerca dos resultados encontrados.

Nas considerações finais são retomados o problema e objetivos com o intuito de respondê-los de acordo com a análise realizada. Ao seu final são apresentadas sugestões para novas pesquisas.

2. OS INDICADORES FINANCEIROS, SUAS POSSIBILIDADES, LIMITAÇÕES E UTILIZAÇÕES EM PESQUISAS

Este capítulo tem por objetivo realizar uma análise sobre a utilização de indicadores que medem o desempenho das empresas quanto a sua evolução histórica, aplicações em pesquisas, suas possibilidades e limitações para tomada de decisões financeiras. São abordados neste capítulo os principais grupos de indicadores e indicadores categorizados pelos principais autores e os diversos estudos, as dificuldades, limitações e possibilidades da utilização de indicadores encontradas pelos autores destas pesquisas.

2.1. A Utilização de Indicadores para a Mensuração e Avaliação do Desempenho de Empresas

Segundo Altman (1968) a análise de demonstrações e a utilização de indicadores propiciam as avaliações do patrimônio da empresa e das decisões tomadas, tanto em relação ao passado – retratado nas demonstrações financeiras – como em relação ao futuro – espelhado no orçamento financeiro. Constituí-se uma ferramenta poderosa a disposição das pessoas físicas e jurídicas relacionadas à empresa, como acionistas, dirigentes, bancos, fornecedores, clientes e outros. O uso de quocientes tem como finalidade principal permitir ao analista extrair tendências e comparar os quocientes com padrões preestabelecidos. A finalidade da análise é mais do que retratar o que aconteceu no passado, fornecer algumas bases para inferir o que poderá acontecer no futuro.

As demonstrações financeiras são o local onde os analistas financeiros coletarão os dados e os transformarão em informações relevantes para sua tomada de decisão, tais como analisar e modificar a situação financeira e econômica da empresa, o desempenho, a eficiência na utilização dos recursos, os pontos fortes e fracos, as tendências e perspectivas, a evidência de erros da administração, as providências que deveriam ser tomadas e não foram, etc. Os investidores utilizam-se de indicadores para realizar

análises para investimentos em ações, levando-se em conta principalmente os indicadores que refletem a rentabilidade, liquidez, volatilidade e preços das ações. (FRENCH, SCHWERT e STAMBAUGH, 1987).

Os indicadores partem da idéia de comparação de magnitudes. Seu fundamento refere-se a que os dados isolados, que por si só representam alguma informação, adquirem, freqüentemente, uma informação financeira ainda maior quando são combinados em um coeficiente. Assim, a razão ou relação entre duas magnitudes pode ser feita de duas maneiras: a) razão aritmética ou por diferença que consiste em demonstrar o quanto uma magnitude excede à outra e b) razão geométrica ou por coeficiente que demonstra quantas vezes uma magnitude contém a outra. (LAUZEL E CIBERT, 1989)

Lauzel e Cibert (1989) indicam que ao se considerar que a empresa é um quadro permanentemente mutável de situações e informações, as quais são necessárias para promover e orientar as ações da empresa, os indicadores seriam a ferramenta necessária para este fim.

Portanto, a metodologia dos indicadores utiliza-se das razões geométricas ou por coeficiente, e um de seus fundamentos teóricos consiste em eleger relações racionais entre magnitudes significativas, porque os indicadores não são elementos dispersos de informação. A ligação entre as magnitudes envolvidas deve fazer dos indicadores um conjunto coerente, e as projeções desta coesão são úteis para a realização de algumas mensurações financeiras importantes para a direção da empresa.

Com relação ao conceito de indicadores (também chamados de índices ou quocientes), Guimarães *et al* (2003, p.6) convencionaram que indicador é “elemento que indica certa condição, característica, atributo ou medida numérica que, ao registrar, compilar e analisar facilita que conceitos mais complexos se tornem mensurável”.

Segundo Platt Neto (2002), o uso de indicadores, tem a finalidade de facilitar a compreensão de aspectos econômicos e financeiros da entidade sob estudo, constituindo-se num instrumento muito utilizado para a análise de empresas, mas que também é perfeitamente adequado para o setor público, embora esteja sendo subaproveitado em tal setor.

Matarazzo (2003, p.147) apresenta a definição de indicador. São palavras do autor: “indicador é a relação entre contas ou grupos de contas das Demonstrações Financeiras,

que visa evidenciar determinado aspecto da situação econômica ou financeira de uma empresa”.

Percebe-se então que a utilização de razões financeiras, também conhecidas como índices ou indicadores, representa a base tradicional da análise e interpretação das demonstrações financeiras. Esta técnica propõe o uso destes coeficientes para a avaliação da situação de evolução, tanto financeira como econômica, da empresa.

Historicamente, a aplicação prática dos indicadores (razões e proporções) se deve aos matemáticos italianos do renascimento, especialmente a Lucas de Paccioli (1440-1515), criador do método das partidas dobradas e pioneiras no desenvolvimento das técnicas contábeis. Porém, os primeiros estudos referentes à utilização de indicadores financeiros, mesmo que de forma ainda embrionária, foram feitos somente em 1919, com Alexander Wall. Ainda que em 1908 um indicador de liquidez houvesse sido utilizado como medida de valor de crédito e citado na literatura especializada por Williams M. Rosendale, do Departamento de Crédito na revista *Bankers Magazine* (GREMILLET, 1989). Mas, como aponta Gremillet (1989), foram os banqueiros norte-americanos quem os utilizaram originalmente como técnica de gestão, sobre a direção de Alexander Wall, diretor financeiro de *Federal Reserve Board* (o Banco Central dos Estados Unidos). Assim, o início da análise de balanços reporta o final do século XIX, como uma tentativa de os banqueiros norte-americanos avaliar a situação financeira de liquidez das empresas antes da realização de um empréstimo.

Em 1915 O *Federal Reserve Board* obrigou as empresas que quisessem redescobrir seus títulos de apresentarem seus Balanços Patrimoniais, o que consagrou a utilização de demonstrações financeiras para concessão de crédito, e a partir de então ganhou aceitação da dos banqueiros e empresas. Depois da depressão de 1929, a análise financeira, levada a cabo pelos banqueiros se desenvolveu utilizando fundamentalmente os indicadores (GREMILLET, 1989).

Com o passar do tempo, as empresas, e conseqüentemente, a administração financeira foram se tornando mais complexas e os usuários das informações precisavam de novos indicadores para avaliar a empresa nesse novo ambiente, surgindo assim indicadores dos mais variados (LOPES DE SÁ, 1981). Na próxima seção deste capítulo serão apresentados os principais grupos e indicadores utilizados em análises financeiras.

Sob o mesmo ponto Westwick (1987) destaca que é importante interpretar cada indicador comparando-o com: 1) indicadores anteriores da mesma empresa; 2) indicadores-padrões estabelecidos pelas demais empresas concorrentes; 3) indicadores das melhores e piores empresas do mesmo setor. Esta comparação permite determinar se seu nível é satisfatório ou não.

No entanto, como aponta Mares (2006) os indicadores apesar de serem instrumentos de uso freqüente, cuja correta utilização permite resolver aspectos concretos para a tomada de decisões financeiras, possuem uma capacidade limitada para quantificar de forma eficiente o êxito ou fracasso de uma empresa.

Neste contexto é importante relatar que é insignificante considerar um indicador por si só isoladamente, para entender todo o contexto pelo qual se passa a empresa. Além do mais, todos eles devem ser comparados com um padrão para determinar se seu nível é satisfatório ou não. Para obter tal padrão é necessário selecionar primeiro os indicadores e definir quais são seus objetivos (WESTRICK, 1987). Por outro lado, a utilização de indicadores deve estar baseada em um conhecimento suficiente sobre sua própria natureza e a significação das relações que expressam para poder extrair uma conclusão interessante. Por isso deve ser evitado de dividir magnitudes entre as quais não é previamente estabelecido o significado do que representa seu coeficiente, pois os indicadores são “relações racionais”, como afirmam Lauzel e Cibert (1989).

2.2. A Evolução e os cuidados da utilização da Contabilidade como Base de Dados dos Indicadores⁴

A contabilidade constitui a base de dados da maioria dos indicadores de desempenho, e é uma técnica que serve para registrar todas as transações identificáveis e quantificáveis de forma sistemática, cronológica e estruturada de uma empresa. A contabilidade tem a finalidade de produzir informações financeiras que indiquem aos seus usuários a situação econômica e financeira para a tomada de decisões sobre o financiamento,

⁴ Este tópico foi incluído devido as dificuldades encontradas pelos pesquisadores, encontradas nos estudos abordados pela seção anterior, no que se refere ao tratamento das informações contábeis, particularmente dos indicadores financeiros. Dentre os principais trabalhos estão o de Rey (2003) e Mares (2006) que tratam claramente as limitações da contabilidade e da utilização de indicadores. Assim, esta seção e a próxima serão baseadas, principalmente, no trabalho destes dois autores.

investimento, risco e política de dividendos. Esta informação está sintetizada na forma de indicadores, principalmente para se tomar decisões.

Então, para uma correta tomada de decisão é necessário desenvolver um sistema de informação empresarial, com base no sistema contábil. Desde o enfoque da contabilidade positiva, no contexto interno e externo da empresa, existem variáveis que constantemente distorcem a utilidade e a confiabilidade da informação contábil e do sistema de preços. No caso particular do sistema contábil, o efeito *window dressing* ou contabilidade criativa se tornou um dos principais e mais complexos problemas internos de distorção do sistema de informação. Além do mais, seu efeito negativo aumenta ao interagir com outras variáveis externas que criam maior risco para a empresa como a inflação e a variação das taxas de juros.

Na contabilidade das empresas é comum que se apresentem diversos graus de distorção, tanto nos conceitos como nas cifras, no qual provoca na informação financeira perda de parte da sua utilidade. Também outros problemas muito importantes, e que são independentes do contexto interno da empresa, são originados pela excessiva heterogeneidade de terminologias e desacordos nas quantificações contábeis. Ambos os elementos constituem uma clara amostra da deficiência estrutural básica da teoria contábil, que impede por sua vez que a utilize como uma base de dados confiável para desenvolver indicadores eficientes.

Dentro da prática contábil é sabido que muitas das transações comerciais e financeiras variam em sua complexidade. No caso da empresa moderna, a observação imediata do fenômeno e sua mensuração não é tão fácil em muitas de suas operações, o que compromete a informação mensurada. Se não existisse o conceito de ativos intangíveis, talvez a técnica contábil fosse menos ambígua. No entanto, dada a existência deste importante ativo da empresa, somado à flexibilidade oferecida pelos princípios contábeis, ao reduzir tais ativos em termos monetários tem-se o problema de *window dressing*.

Uma forma de tratar e dar solução ao problema apresentado surge a partir do estudo e comparação entre as categorias que formam a estrutura básica que se fundamenta a teoria contábil, denominada de contabilidade normativa. De outro lado, é importante considerar os conceitos e técnicas mais populares sobre os quais se desenvolveram a técnica contábil, que é o enfoque da contabilidade positiva.

Atualmente, são reconhecidas duas características fundamentais que a informação contábil precisa ter: utilidade e confiabilidade. Tais características surgem do processo de quantificação, que vai desde a obtenção e transformação de dados, até a geração e apresentação da informação financeira em relatórios e indicadores. No entanto, tal informação não possui uma única forma de apresentação senão a baseada nos desejos do usuário, o que implica que somente uma parte da realidade seja de interesse como objeto de análise. Esta é a denominada contabilidade positiva.

Dentro do campo da economia, Friedman (1953) popularizou o termo positivo que se incorporou nos estudos contábeis em meados da década de 1970, graças à importação do termo por Watts e Zimmerman (1978) e os trabalhos desenvolvidos na Universidade de Chicago por parte dos australianos Ray Ball e Philip Brown (1968).

Anteriormente a estes estudos, os trabalhos acadêmicos sobre contabilidade eram exclusivamente normativos, e como aponta Monterrey (1998) nenhum tentava explicar o mundo real da contabilidade. Segundo Watts (1995), a mudança curricular nas universidades americanas, entre a década de 1950 até o princípio de 1970, encarregou de mudar os programas de MBA cuja tendência era notavelmente normativa. Como mudança propôs uma investigação que tratasse de como fazer negócios no mundo real. Este feito impulsionou definitivamente o enfoque positivista da contabilidade, mais ainda quando o Comitê de Programas de Doutorado da Associação Americana de Contabilidade (*American Accounting Association's Committee on Doctoral Programs*) também ditou uma orientação positiva de suas pesquisas. Adicionalmente, em 1963 a Universidade de Chicago e a *London School of Economics* iniciaram a publicação do *Journal of Accounting Research*. Os trabalhos publicados neste *journal* reforçaram o enfoque positivista da contabilidade, através da limitação da prática excessiva da contabilidade normativa, a qual propunha soluções contábeis específicas. Estas publicações reconheceram o fato de que a informação contábil não deveria ser considerada um produto neutro.

Nos países não anglo-saxônicos a orientação clássica da pesquisa contábil se direcionou a estudos da regulação contábil, e em específico, se focou no processo de produção da informação financeira, mais do que na própria análise financeira. Ambos os enfoques respondem a uma contabilidade positiva que se sustenta em dois fundamentos básicos que são: a) a moderna teoria financeira e b) a teoria da firma. Na primeira se estabelece a hipótese da eficiência. Seus precursores foram Hall, Brow e Beaver (1968), quem

através de seus trabalhos analisaram a resposta do mercado de capitais através da informação contábil. Também Ball e Brown (1968) estudaram a associação existente entre os preços das ações e os resultados contábeis das empresas.

Adicionalmente, Lev (1989) incorporou novos elementos para ampliar o conceito de contabilidade positiva e expôs o papel que a informação contábil e seus respectivos indicadores desempenham no mercado de capitais, concluindo que o resultado contábil não constitui uma alternativa de medida da capacidade de criação de valor de uma empresa dado a sua alta probabilidade de manipulação. Para Lev, as expectativas criadas pelos participantes do mercado é o que provocam os movimentos nas cotações e, portanto, os preços são os que originam mudanças nos resultados e não o inverso (LEV, 1989). Alguns trabalhos como os de Ohlson (1992) sugerem que as causas que explicam o baixo conteúdo informativo da informação financeira e dos indicadores se devem ao fato de que resultados contábeis anuais medem a capacidade de criação de valor das empresas em um período muito curto e com muitos erros. Além do mais, no caso de modelos preditivos como variáveis explicativas ou independentes, estes aumentam o grau de erro das medições, segundo demonstram os resultados de suas investigações (Ohlson, 1992).

A respeito da contabilidade positiva, e considerando o conflito existente entre proprietários e diretores, segundo a teoria da firma de Coase (1937), indicam que a contabilidade não é um produto neutro e sim um fator que origina fenômenos que distorcem o sistema de informação empresarial, como é o caso do efeito negativo do *window dressing*. Este tipo de efeito dá origem a dois tipos de contabilidade dentro da dinâmica empresarial que são: 1) a denominada contabilidade criativa, e 2) a que juridicamente se sanciona em leis como a contabilidade de fraudes. Ambos os tipos de contabilidades são produzidas atualmente mais por um desejo mal-intencionado que por falta de uma estrutura normativa e conceitual. Ainda é importante reconhecer que não em poucos casos a estrutura normativa é deficiente em certas contas.

A contabilidade criativa é um sistema legal que aproveita as deficiências do sistema normativo contábil e está ligado à necessidades de curto prazo e de uso transitório para alcançar diversos objetivos, como suavizar a evidência da má saúde financeira de uma empresa. Por outro lado a contabilidade fraudulenta é aquela que sai das margens normativas e jurídicas permitidas pela lei e, comumente, não pretende refletir a realidade financeira da empresa a seus usuários. Amat (1996) compara e distingue bem

a contabilidade criativa da fraudulenta. Primeiramente, afirma que em ambas as contabilidades existe a intenção de enganar. A diferença está no fato de que a contabilidade criativa não é ilegal em si mesma. No entanto, apresenta uma deficiência da qualidade e/ou ética do profissional que pode estar a um passo de realizar a contabilidade fraudulenta. Esta prática é facilitada pela flexibilidade que são dados aos princípios contábeis geralmente aceitos, a imprecisão ou lacunas de regras contábeis e a falta de homologação dos procedimentos de auditoria.

A contabilidade criativa na realidade não pode ser totalmente descoberta, pois a lei permite uma série de transações econômicas e financeiras que podem estar registradas fora do balanço. Quando os “ajustes” feitos na contabilidade criativa são muito significativos, pode fazer com que os indicadores não reflitam no seu conjunto, todos os efeitos financeiros da empresa. Este fato tem levado, em repetidas ocasiões, à falta de credibilidade pelos analistas de algumas empresas e setores econômicos. Esta situação em parte se deve ao fato da predominância do pensamento contábil em mostrar somente o histórico econômico das empresas. Porém este fato mudou e com a ajuda do avanço tecnológico e os novos enfoques da atividade econômica, o objetivo empresarial passou a dirigir-se à maximização do valor da empresa. Tal objetivo pode ser alcançado, em muitas ocasiões, através da contabilidade criativa para se afetar diretamente o valor das ações. Esta situação veio trazer uma forte pressão profissional sobre contadores e auditores, os quais devem mostrar os melhores resultados das empresas, e ao mesmo tempo cumprir com os critérios contábeis que são susceptíveis de diferentes interpretações.

As técnicas utilizadas na contabilidade criativa compreendem desde aplicações muito simples até complexos métodos que são difíceis de detectar. Mas em ambos os casos, o *window dressing* afeta sempre as cifras e, conseqüentemente, aos seus respectivos indicadores financeiros, assim como o resultado econômico e financeiro das empresas, impedindo de refletir sua realidade. Por outro lado, a estrutura contábil de medição pode ser distorcida pela inflação e a variação das taxas de juros, que se acentua mais nas economias emergentes.

Assim, os usuários da informação financeira sentem cada vez mais a necessidade de lidar com cifras e classificações instáveis e ambíguas em sua interpretação.

Fitzpatrick (1932) já apontava que empresas saudáveis existem tendências favoráveis e estáveis dos indicadores, enquanto que nas empresas debilitadas estes evoluem desfavoravelmente. No entanto, a tendência em certas ocasiões carece de valor preditivo para qualquer analista, se são observados fatores negativos tais como: a existência de manipulação significativa nas demonstrações financeiras, especialmente, naquelas magnitudes que formam parte dos indicadores com mais capacidade preditiva; e a falta de qualidade na auditoria externa.

Ante esta situação das limitações das informações contábeis, procuraram-se métodos para torná-las mais confiáveis. A revelação e a reexpressão são os dois únicos caminhos que atualmente foram desenvolvidos de maneira sistemática para manter ao máximo a utilidade da informação financeira através do tempo, construindo assim indicadores mais confiáveis. A reexpressão constitui-se dentre os dois como o método mais eficaz para erradicar os efeitos de distorção do sistema de informação empresarial. Este se fundamenta no princípio da manutenção do capital financeiro (contabilidade em moeda constante ou ao nível geral de preços). Este modelo busca manter o poder aquisitivo geral do capital que foi investido pelos acionistas. Centra-se em atualização do capital pela inflação ou colocar o capital em moeda fiduciária forte, como o dólar norte-americano.

Neste contexto, Eduard Altman, Kim Wom Dong e Eom Young Ho (1995) assinalam que qualquer análise financeira baseada em indicadores requer uma base de dados de qualidade e confiável. Para Deakin (1972), algumas cifras são mais difíceis de aplicar o *window dressing*, e, portanto um estudo que envolva análise financeira baseada em indicadores deve abranger diversos deles para assim minimizar o efeito da contabilidade criativa.

Assim, este trabalho procurou por uma base de dados confiável, com demonstrações financeiras auditadas para que se evite, pelo menos, a contabilidade fraudulenta e fez os devidos ajustes atualizando as cifras pela inflação de cada país analisado e ainda converteu para moeda forte (dólar norte-americano), ou seja, o método da reexpressão. Ainda tomaram-se para a análise diversos indicadores para se minimizar o efeito da contabilidade criativa.

2.3. Limitações da Utilização de Indicadores

Apesar das possibilidades levantadas por estudos que se utiliza de indicadores, há de se considerar que as demonstrações financeiras são o ponto de partida para se calcular qualquer indicador. Por este motivo alguns indicadores adquirem posteriormente ajustes mais analíticos, pois nem todos seus componentes são confiáveis ou estão incluídos em demonstrações financeiras.

Com respeito às limitações, dada a quantidade de informação financeira interna que a empresa produz, o método de transformá-las em indicadores as tornam mais simples, rápidas, significativas, reveladoras e sintéticas para a tomada de decisões e, até certo ponto, sem a necessidade de recorrer a modelos matemáticos ou estatísticos que, se não bem utilizados, podem chegar a ser instrumentos meramente teóricos que se distanciam do caráter concreto, mutável e pragmático que caracteriza a empresa moderna.

Porém tal método de transformar informações em indicadores possui insuficiências e debilidades pela fácil manipulação de seus componentes (seja o numerador ou o denominador). Além do mais, também existem estudos que concluem que o método de indicadores “não é tão, ou nem mais simples”, com respeito aos modelos matemáticos ou estatísticos como se crê. Por exemplo, García-Ayuso (1996) considera os indicadores como deflatores imperfeitos da dimensão empresarial quando se analisam empresas de diferentes tamanhos. Por outro lado, autores como Foster (1997) consideram que a forma mais comum para resumir a informação financeira é através de indicadores, sendo importante destacarem as diferenças entre o tamanho das empresas para sua efetiva aplicação.

Com a evolução dos estudos e utilização dos indicadores, os objetivos que se apresentaram inicialmente como claros, passaram a se tornarem complicados e complexos com a criação de centenas de novos indicadores para se analisar as empresas. A partir da década de 1990 o analista se encontra diante de uma descomunal quantidade de coeficientes cujos objetivos não são precisamente claros, pois carecem de um sólido fundamento teórico e empírico. Como indica Lizarraga (1996) estes indicadores chegam a representar dois defeitos fundamentais que estão refletidos na sua criação ou em sua interpretação. Este autor ainda opina que esta ausência de sentido econômico claro dos indicadores leva a uma inevitável complexidade e a diferentes tipos de interpretação,

gerando mais desacordos e equívocos, o que conduz a um exagerado otimismo sobre a utilidade dos mesmos. Assim, a enormidade de indicadores existentes de nada serve, pois no final as empresas somente utilizam poucos deles, desenvolvidos no começo dos estudos sobre indicadores, com pequenas variações quanto a forma de seu cálculo ou interpretação. Por isto, este trabalho tem como uma de suas preocupações levantar os principais indicadores utilizados nos estudos e apontar quais indicadores mais se associam com o valor de mercado futuro das empresas.

Com respeito aos problemas para seleção e redução dos indicadores mais importantes nas investigações empíricas de Bukovinsky (1993) concluiu que a utilização de grandes quantidades de indicadores origina problemas tão significativos quanto uma falta de teoria sólida para se guiar. Isto pode dar como resultado uma coleção fortuita de indicadores, que ao serem relacionados por sua popularidade ou pela intuição do analista, se incluem mais indicadores que ao final medem essencialmente o mesmo, originando problemas de multicolinearidade ou colinearidade, conceitos estatísticos que significam redundância.

Jhonson (1970) já havia detectado o problema de indicadores colineares nos estudos de análise discriminante e advertiu que estes estudos utilizavam de hipóteses de que os indicadores utilizados eram independentes entre si para poder utilizar o método de análise discriminante para efeitos de projeções financeiras. Para este autor, a utilização de múltiplos indicadores com alta correlação produzia redundância e inelasticidade dentro dos coeficientes dos modelos preditivos. Na opinião de Horrigan (1965), a colinearidade apresentava problemas, mas também oportunidade para o pesquisador. Considerava que a colinearidade entre os indicadores financeiros dava mais informações que a contida em um pequeno número de indicadores. No entanto, advertia que a seleção dos indicadores deveria ser realizada cuidadosamente para evitar os problemas de multicolinearidade. Ainda que os estudos pioneiros da década de 1960 e 1970 tentaram limitar este fenômeno e capturar ao mesmo tempo a maior quantidade de informação útil nos indicadores, tais métodos atualmente são questionados. Lev e Sunder (1979) também advertiram sobre a possível sinceridade da utilização de indicadores, pois diziam que sua aplicação no meio empresarial e acadêmico são determinadas pela tradição que por fundamentos teóricos ou resultados reais. Edmistrer (1972) e Rose-Girox (1984) foram mais à frente do problema e utilizaram a técnica de

seleção *Stepwise* para determinar a contribuição relativa de cada indicador e sua correlação com outras variáveis do modelo.

Com respeito à classificação de novos indicadores dentro das categorias de rentabilidade, solvência, liquidez, etc., García-Ayuso (1996) opina que muitas delas são feitas *a priori* e sem nenhum fundamento empírico. Ou seja, muitas das classificações dos novos indicadores são devidas principalmente ao amplo reconhecimento que se prestam certos autores que as propuseram, não sendo assim questionadas. Por isso, uma das principais contribuições do trabalho de García-Ayuso (1996) foi a de apresentar uma comparação entre classificações teóricas e as investigações empíricas como resultado da aplicação de técnicas de análise fatorial.

Outro problema importante, que tem de ser considerado no momento de selecionar cada indicador e classificá-lo, consiste em saber com certeza o que se deseja medir e qual nome dar à magnitude da medida. Também é interessante levar em consideração nas investigações empíricas, que existem dois tipos de indicadores: os teóricos e os empíricos. Os indicadores teóricos são aqueles selecionados com base na sua popularidade na literatura. Já os indicadores empíricos são aqueles que estão de acordo com os resultados que encontrados através de processos de correlação com certos fatores como a rentabilidade, liquidez ou crescimento.

Para Brealey e Myers (1999), dois dos mais prestigiosos estudiosos sobre finanças corporativas e seus instrumentos de medição, são os fluxos de caixa descontados (através do valor presente líquido e a taxa interna de retorno) os que melhor medem o êxito empresarial. Estes autores opinam que utilizar indicadores basicamente tem a vantagem de agregar grande número de dados que estão contidos nas demonstrações financeiras, e ainda que estes coeficientes ajudem o analista a identificar os problemas organizacionais, raramente os ajudam a solucioná-los. Compartilha da mesma opinião Bernstein (1999) ao assinalar que as investigações empíricas sobre os estudos dos indicadores que levam a predição do êxito ou fracasso empresarial se encontram apenas em uma fase inicial de desenvolvimento. No entanto, apesar das limitações e inconclusividades, estes autores afirmam que a análise financeira via indicadores continua sendo a principal técnica que, se bem delimitada e evitados excessos quanto à sua confiabilidade excessiva, é muito efetiva para reduzir a informação financeira e de certa forma prever o êxito ou fracasso empresarial.

2.4. Principais Estudos Realizados que Utilizaram Indicadores Financeiros como Ferramenta de Previsão.⁵

Desde 1908 o indicador Capital de Giro já havia sido citado na literatura especializada por Williams M. Rosendale do Departamento de Créditos na revista *Bankers Magazine*. Porém, o início real da utilização de indicadores como medida de valor-crédito dentro da análise financeira, se remonta a década de 1960 com o desenvolvimento dos atuais indicadores mediante a aplicação de estudos empíricos que originaram a evolução literária sobre o tema de predição de quebras⁶ (BEAVER, 1966).

2.4.1. Estudos Gerais de Previsão

Segundo Lizarraga (1996), a inclusão de indicadores nos primeiros estudos financeiros teve como principal objetivo investigar em que medida representavam ferramentas valiosas e adicionais para a análise financeira com fins basicamente descritivos. Estes trabalhos desde o final do século XX até os anos de 1930, já mencionavam a possível capacidade dos indicadores para predizer um possível fracasso. Posteriormente, a partir da segunda metade da década de 1970, o enfoque se centrou em determinar a solvência em longo prazo e a possível predição de uma quebra baseando-se em evidências empíricas, passando de uma fase descritiva para uma etapa preditiva.

⁵ Esta seção é resultado de compilações de estudos realizados que fizeram uso de indicadores para prever situações futuras ligadas às empresas. Para tanto foi realizada uma pesquisa no banco de dados do Proquest e Wilson Business e em periódicos, congressos, revistas e encontros nacionais de Administração e Contabilidade.

⁶ Dentro do campo da utilização de indicadores como forma de prever situações futuras da empresa, a investigação sobre a solvência empresarial tem sido o tema central que se dirigiram a maioria dos trabalhos empíricos e geraram contribuições para outros temas sob o mesmo campo de investigação. Este é o caso da utilização de indicadores para determinar valor de mercado futuro das empresas, em que quase não se encontra publicações à respeito, e um dos motivos da escolha deste tema. A mudança entre os temas ocorre somente na escolha da variável dependente, coincidindo-se aos mesmos procedimentos e metodologias.

A quebra massiva de empresas, tanto em países desenvolvidos quanto em países em desenvolvimento, se intensificou no final dos anos sessenta e durante toda a década dos anos setenta. Isto levou aos países mais desenvolvidos no campo das finanças, estatística, informática e contabilidade, a empreender numerosos estudos dedicados a predição de quebras e ao desenvolvimento da teoria da solvência, destacando como principais precursores os norte-americanos Beaver e Altman.

Dada a vasta quantidade de publicações até o momento produzidas, a presente compilação apenas apresentou, em termos gerais, os trabalhos de alguns autores e detalhou aquelas publicações consideradas clássicas que maior frequência apareceram citadas nos trabalhos sobre o tema. Para efeito de comparação entre distintas economias, foram adicionados importantes trabalhos desenvolvidos em economias emergentes latino-americanas (Brasil, Argentina e Uruguai) e um da Coreia do Sul. Adicionalmente, para não ficar preso aos Estados Unidos introduziram-se também importantes trabalhos de países desenvolvidos, como Japão, Itália, Alemanha, etc.

Os indicadores de modo geral eram considerados ferramentas limitadas capazes de realizar somente análises históricas de empresas. No entanto, desde 1966 com os estudos de Beaver e com os estudos de Altman, os indicadores têm sido utilizados como uma ferramenta de projeção, ou seja, de análises de situações futuras de empresas. Uma das últimas propostas mais importantes da utilização de indicadores consiste em sua utilização como uma base de dados ainda mais sintética que as demonstrações financeiras, reduzindo sua redundância (multicolineariedade), para realizar previsões sobre situações futuras das empresas, através a utilização de métodos estatísticos.

Dentro do campo da análise financeira tradicional ou descritiva os indicadores representam o produto final do tratamento dos dados (output), e nos modelos de análise financeira preditiva constituem a matéria-prima (input) de certas técnicas estatísticas denominadas de análises multivariadas.

Os pioneiros de estudos com este tema reportam a Ramser e Foster (1931), Fitzpatrick (1932), Winakor e Smith (1935) e Merwin (1942). Todos estes autores tentaram prever a falência de bancos através de indicadores financeiros. Após estes autores pioneiros outros autores, citados adiante, propoaram modelos de previsão de falências através de métodos estatísticos aplicados à análise de indicadores financeiros.

Fitzpatrick (1932) selecionou uma amostra de 19 empresas em processo falimentar e um grupo de controle de 19 empresas saudáveis durante o período de 1920 a 1929, com a finalidade de analisar as tendências de 13 indicadores através de um lapso de 3 a 5 anos. Concluiu que todos os indicadores examinados prediziam em maior ou menor grau a quebra, pois existiam tendências favoráveis e estáveis dos indicadores pertencentes às empresas saudáveis. Por outro lado, os indicadores das empresas fracassadas evoluíam desfavoravelmente, pois se observou significativas diferenças entre os indicadores de ambas as amostras. Os resultados de Fitzpatrick indicaram que os melhores indicadores preditores foram o indicador de Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio) e o indicador Dívida Bruta / Patrimônio Líquido.

Posteriormente Winakor e Smith (1935) selecionaram uma amostra de 183 empresas com dificuldades financeiras até 10 anos anteriores a 1931 (ano em que faliram). Seus estudos se centraram no comportamento dos indicadores anteriormente à quebra destas empresas. Para a investigação utilizaram 21 indicadores para estudar a tendência de suas medidas, chegando à conclusão de que o indicador Capital de Giro era um dos mais exatos e confiáveis indicadores de quebra. Este indicador evoluía mais favoravelmente quando a empresa ia bem. De outro lado, em alguns casos apresentavam uma evolução negativa desde os dez anos prévios à quebra, continuando esta tendência até a quebra definitiva.

Durante o período de 1926 a 1936 Merwin (1942) selecionou uma amostra de 939 empresas. Esta amostra foi dividida em dois grupos: a) empresas que haviam fracassado e que deixaram de operar até antes de 1936; e b) empresas que se mantiveram suas atividades até 1936. Através da análise de um número específico de indicadores, Merwin, encontrou em seus resultados que eram três os indicadores mais sensíveis para prever a quebra de uma empresa até quatro ou cinco anos antes que ela ocorresse. Estes indicadores eram: Capital de Giro, Liquidez Geral e Dívida Bruta / Patrimônio Líquido. Estes indicadores mostraram tendências de baixa antes da quebra e em todos os casos se comportaram abaixo dos indicadores das empresas sadias.

Nesta série de trabalhos se destaca o feito de que mesmo que atualmente exista pouca vigência de seus resultados, a transcendência destes estudos para o desenvolvimento da teoria de solvência foi muito importante, já que constituíram as primeiras tentativas de sistematizar um conjunto de procedimentos que tentavam descrever o fracasso empresarial. Por outro lado, com relação a algumas debilidades que se observaram

nestes primeiros trabalhos e que não são necessários repeti-los hoje em dia, encontram-se os seguintes:

- No processo de seleção das empresas analisadas estes trabalhos não definiram com rigor o tamanho destas empresas. Tal fato constitui um problema que podem ser observados, todavia em trabalhos recentemente publicados e que não se atentaram para o problema de selecionar empresas de setores e tamanhos similares para lograr obter generalizações mais próximas à realidade;
- No período de análise observa-se que Fitzpatrick selecionou um período de nove anos para a sua base de dados, ainda que o período de observação das tendências dos indicadores ficou determinado entre três e cinco anos. No caso de Merwin, o período coincide com o de Fitzpatrick (nove anos) e com o de Winakor e Smith (dez anos) para a obtenção das bases de dados. Observa-se que dentro dos longos períodos selecionados constituem-se de curtos períodos de cinco a três anos mais homogêneos. Daí utilizarem cerca de dez anos para a análise e conseguirem prever somente três a cinco anos. Neste sentido períodos mais curtos são preferíveis aos períodos mais longos;
- Com respeito à amostra, na etapa descritiva não existe uma proporção nem sequer próxima entre o número de empresas selecionadas, pois estas vão de 19 empresas em quebra e 19 saudáveis (Fitzpatrick); 183 empresas falidas (Winakor e Smith); até 1939 empresas entre saudáveis e fracassadas (Merwin). Amostras emparelhadas, ou seja, com quantidade igual de empresas saudáveis e fracassadas, como de Fitzpatrick são preferíveis aos outros tipos de amostragem;
- Quanto à seleção das variáveis independentes, já desde estes primeiros estudos se apresentou um desacordo quanto ao número de indicadores utilizados, pois estes variam significativamente. Em alguns casos somente foram utilizados entre dez e quinze indicadores, enquanto que em outros trabalhos foram utilizados até mais de 100 indicadores. Também se observou que as variáveis independentes pertenciam somente ao grupo de indicadores de rentabilidade, estrutura de capital e liquidez.
- O período de análise destas investigações pioneiras é caracterizado por uma importante falta de normatização e harmonização quanto a apresentação da informação contábil, assim com o surgimento do delicado problema

macroeconômico que desembocou na crise financeira de 1929. Além do mais, não era obrigatório auditar as demonstrações, o que agravava ainda mais este problema. Estes fatos podem ter comprometido a qualidade da informação utilizada por estes trabalhos o que comprometeria também os resultados encontrados;

- Outro importante fator a se considerar sobre os resultados da etapa descritiva, é considerar que nesta época não existia a tecnologia dos computadores, e, portanto, o tratamento estatístico que se desenvolveu, ainda que rico em fundamentos teóricos, na sua aplicação prática era muito defeituoso pelo grau de complexidade para seu desenvolvimento manual. Além do mais, como se citou anteriormente, o cenário macroeconômico onde se desenvolveram os trabalhos destes autores esteve compreendido por eventos históricos muito difíceis e excepcionais como: a Grande Depressão de 1929, a Primeira e a Segunda Guerra mundial, o nascimento das primeiras grandes firmas contábeis que contribuíram de forma significativa quanto à forma de registro e apresentação das demonstrações financeiras.

Nos primórdios dos estudos de previsão de falência, ou seja, até 1942, não existiam muitos métodos estatísticos avançados ou computadores capazes de realizar tais tipos de pesquisa. Assim, estes autores utilizavam-se dos valores dos indicadores de empresas solventes e insolventes, e comparavam-nos entre si. Com esta metodologia de simples comparação chegaram a conclusões de que os indicadores utilizados eram piores nas empresas insolventes e melhores nas empresas solventes. Portanto, os estudos iniciais sobre previsão de falências foram importantes para perceber que os indicadores financeiros eram capazes de prenunciar situações de falência. (REY, 2003).

O uso de indicadores para prever situações futuras de empresas, segundo Altman (1983) pode ser distinguido por dois aspectos. O primeiro aspecto envolve quais indicadores financeiros que são utilizados nos testes empíricos. O segundo aspecto trata-se do tipo de método estatístico utilizado na previsão.

Em 1966, Beaver introduziu a este tipo de pesquisa o método estatístico de análise discriminante univariada e em 1968, Altman expandiu estas análises para um método multivariado. Este último logrou-se como o método estatístico dominante até o começo

da década de 1980. Após Altman (1968), Deakin (1972), Edminster (1972), Blum (1974), Libby (1975), Scott (1981), Taffler e Tisshaw (1982), El Hennawy e Morris (1983) e novamente Altman e Narayanan (1996) desenvolveram-se estudos de previsão de falências aplicados a diferentes setores empresariais, que não somente o bancário, e utilizando-se de diferentes indicadores financeiros para prever falências. O ponto em comum entre estes estudos além do tema é a utilização do método estatístico de análise discriminante multivariada. Até a década de 1980 este método foi trocado pela regressão *logit* que nos últimos anos tem sido o método estatístico mais utilizado para este tipo de pesquisa.

A necessidade de um método estatístico alternativo para evitar os problemas relacionados com a rigidez e pressupostos, como a distribuição normal dos dados, da análise discriminante conduziram ao uso de modelos baseados em probabilidades condicionais como a regressão *logit*, que possui pressupostos mais flexíveis. Ohlson (1980) é considerado o primeiro autor que publicou um método para a predição do fracasso empresarial baseado em modelos que usavam a regressão *logit*. Porém, a utilização de tal método estatístico não conduziu a resultados diferentes dos encontrados pelos autores anteriores que utilizaram análise discriminante e regressão linear. Mesmo assim, estudos como os de Ohlson (1980), com a diferença de que são aplicados a outros setores da economia, podem ser encontrados em Mensah (1983), Zavgren (1985), Casey e Baztczak (1985), e Peel e Peel (1987).

Nos próximos parágrafos serão discutidos estes estudos e técnicas que surgiram para auxiliar nos estudos de indicadores como informações relevantes para prever situações futuras das empresas.

A idéia básica dos estudos de tendência e comportamento estatístico de indicadores de empresas “é poder identificá-los e utilizá-los com fins de predição com base nas suas características de maior predominância” (BERNSTEIN, 1999). Esta técnica permite detectar evidentes sinais de mudanças no comportamento dos indicadores, com um período de antecipação suficientemente necessário para se tomar a tempo iniciativas que evitem a insolvência da empresa. Assim, os indicadores são utilizados como base de dados para medir a insolvência e evitar o fracasso empresarial por meio de técnicas estatísticas multivariadas.

Dentro da nova metodologia multivariada através da utilização de indicadores dentro de funções lineares, o analista tem baseado a seleção de suas variáveis explicativas ou independentes (os indicadores) em uma hipótese nula que contenha os fundamentos teóricos sobre o processo de fracasso (que representa a variável dependente). Desta forma, é possível permitir ao menos uma interpretação lógica dos resultados para melhorar a compreensão das causas de tal processo falimentar (LIZARRAGA, 1996). Estabelecida a hipótese de que: se os indicadores deterioram-se continuamente através dos anos, então a empresa se dirige à falência, tem-se como consequência que as empresas que não faliram apresentavam indicadores mais eficientes com respeito àquelas que faliram, mesmo que ainda não houvesse comprovação definitiva da capacidade de os indicadores por si só preverem uma quebra. Uma explicação para esta inconclusividade pode estar na manipulação dos indicadores e das contas das demonstrações.

Os estudos empíricos que originaram a evolução da literatura sobre os indicadores aplicados a previsão de quebras se deu, sobre tudo, ao final da década de 1970 (BEAVER, 1966). Neste período é onde aparecem os trabalhos clássicos de Beaver (1966) e Altman (1968), cujo enfoque foi eminentemente preditivo. Segundo Gabas (1990) ao ter-se alcançado a idéia da diferenciação dos indicadores entre os diferentes períodos contábeis (etapa descritiva), passou-se a analisar o conceito sobre a significância de cada indicador (possibilidade de explicação da solvência), assim como a capacidade preditiva dos indicadores mais relevantes (etapa preditiva).

Nesta segunda etapa surgem os modelos univariados com os trabalhos de Beaver (1966, 1968), quem iniciou seus estudos empíricos decompondo os indicadores através de métodos estatísticos avançados, com a finalidade de determinar a solvência e a liquidez real das empresas para prever uma quebra. No início, Beaver se propôs a constatar a capacidade preditiva de um indicador. No entanto, suas conclusões finais o levaram a mudar de idéia, quando afirmou que o sentido real do título de seu artigo clássico de 1966 não deveria ter sido: “Os indicadores financeiros como anunciantes de uma quebra”, e sim “os dados contábeis como anunciantes de uma quebra”. Seu estudo o levou a refletir que os indicadores são dados contábeis resumidos que podem ser avaliados em termos de sua utilidade; e esta utilidade, por sua vez, poderia ser definida em termos de sua capacidade preditiva. Além do mais, uma contribuição importante deste estudo foi sugerir uma metodologia para a avaliação dos dados contábeis para

qualquer que seja o propósito e não somente para a determinação de uma solvência ou quebra.

Beaver, então, é considerado o pioneiro da corrente que divulga a utilização da informação contábil e o uso de indicadores para conhecer mais sobre o fracasso empresarial, já que previu em seus estudos que os indicadores haviam sido utilizados unicamente como anunciantes informais para as quebras, e sua efetividade não havia sido empiricamente contestada, pois sua função era basicamente descritiva. Beaver se baseou na hipótese de que a solvência está ligada a algumas variáveis independentes chamadas indicadores que podem ser controladas. Segundo Bizquerra (1989), tal hipótese representa o início da análise estatística aplicada a dados contábeis, primeiramente, através da análise univariada e, posteriormente, com o desenvolvimento de estudos com a análise multivariada, com a qual se chega à máxima sofisticação no processo de tratamento de dados.

Assim, a etapa preditiva é marcada quando surgem os modelos univariados com os trabalhos pioneiros de Beaver (1966 e 1968). No entanto, é importante deixar claro que o principal objetivo do trabalho de Beaver não foi encontrar o melhor preditor de uma quebra, mas sim consistiu em investigar a capacidade preditiva dos indicadores financeiros. Por isso, suas conclusões de que os indicadores são dados contábeis comprimidos que podem ser avaliados em termos de sua utilidade; e esta utilidade por sua vez pode ser definida em termos de sua capacidade preditiva. Neste sentido, Beaver é considerado como o pioneiro da corrente que promulga a utilidade da informação contábil e o uso de indicadores para conhecer mais sobre situações futuras da empresa.

Beaver (1966) em seu primeiro estudo empírico sobre a utilização de indicadores financeiros, se centrou na identificação de um único indicador que tivera a capacidade de predição de quebra de empresas. A amostra foi constituída por 79 empresas em processo falimentar contra 79 empresas saudáveis, durante o período de 1954-1964. A classificação das amostras obedeceu a critérios setoriais e de tamanho dos ativos das empresas.

A sub-amostra de empresas em processo falimentar apresentou características importantes como: ter menos caixa, mais dívidas, mais contas para cobrar e menor rentabilidade sobre suas vendas e ativos. Em síntese, tinham indicadores de liquidez mais baixos e indicadores de estrutura de capitais mais elevados. Porém detectou que o

indicador Capital de Giro, o qual muitos anos foram utilizados como indicador básico para prever quebras, possuía baixo poder preditivo.

Para a seleção das variáveis independentes selecionaram um conjunto de 30 indicadores, classificados em três grupos (indicadores de liquidez, indicadores de rentabilidade e indicadores de estrutura de capital), os mais populares para medir a solvência.

Os indicadores com melhores resultados nos seus estudos foram em seqüência: Dívida Bruta / EBITDA e Dívida Bruta / Patrimônio Líquido, dois indicadores de estrutura de capital, ficando de fora os indicadores de liquidez.

Em seu segundo estudo Beaver (1968) examinou a capacidade de predição de 14 outros indicadores. Neste estudo o indicador Rentabilidade do Ativo obteve a melhor capacidade de predição de falência.

Os estudos de Beaver foram muito importantes dentro da teoria de solvência, já que logrou separar e analisar os componentes dos indicadores mediante o uso de métodos estatísticos e calcular a média dos valores dos componentes, tanto de empresas em quebra como empresas sadias. Assim seus estudos deixaram as seguintes considerações:

- Nem todos os indicadores têm o mesmo grau de capacidade preditiva das quebras.
- Descobriu que a previsão de empresas sadias era mais exata que a predição das empresas fracassadas. Assim, Beaver estabeleceu dois tipos de erros que eram: 1) a taxa de erro tipo I (classificar erroneamente uma empresa quebrada como uma empresa sadia; e 2) a taxa de erro tipo II (classificar erroneamente uma empresa sadia como uma empresa quebrada).

Com respeito aos pontos fracos do modelo o próprio Beaver reconhece que seus estudos estiveram dirigidos para prever a falência de empresas utilizando somente um indicador. Acontece que estudos posteriores sugeriram desenvolver novos modelos utilizando dois ou mais indicadores simultaneamente para incrementar a exatidão preditiva de quebra. Na prática tais modelos denominados de multivariados podem na realidade serem melhores para prever e discriminar entre empresas sadias e fracassadas.

Tão importante tem sido considerados os indicadores que, a princípio, a teoria de solvência tomou como fundamento a metodologia destes coeficientes contábeis. Posteriormente, diante de certas debilidades dos indicadores no que concerne a sua

interpretação simplista, a teoria de solvência passou a enriquecer-se com os métodos estatísticos multivariados que, juntamente com o desenvolvimento de *software* e pacotes estatísticos (SPSS, SAS, BMPD, LISREL, STATA etc.), proporcionaram instrumentos mais potentes e confiáveis. Assim, os estudos sobre indicadores aplicados às finanças foram incrementando sua complexidade desde os pioneiros trabalhos de Beaver (1966 e 1968).

Os estudos univariados, baseados principalmente em medições múltiplas da solvência e outras importantes medidas da posição financeira e resultados das empresas, havia apresentado um caminho melhor para a predição de quebras. Uma vez que o modelo de Beaver alcançou um poder de predição de 87%, os modelos multivariados de Altman e Blum alcançaram 85%, Edmister 93%, Ohlson 96%, Deakin 97% e Rose e Giroux 92%.

A análise multivariada parte da idéia de que a análise financeira é um tema complexo, e a investigação aplicada a fenômenos complexos requer uma análise dirigida a uma considerável quantidade de variáveis independentes ($n > 1$). Neste contexto, são as técnicas multivariadas as que se aplicam a essa diversidade de variáveis mediante o tratamento multidimensional dos dados. No que se refere ao seu significado, a análise multivariada consiste num conjunto de técnicas estatísticas que analisam simultaneamente mais de um indicador (variável independente) em uma amostra de observações (KENDALL, 1975). Para Cuadras (1981), esta técnica estuda, interpreta e elabora o material estatístico sobre a base de um conjunto de $n > 1$ variável independente, as quais podem ser do tipo quantitativo, qualitativo ou uma combinação de ambas.

Entre as principais qualificações utilizadas nos modelos multivariados estão as que os divide em: a) métodos descritivos ou exploratórios (não é estabelecida nenhuma hipótese prévia); e b) métodos explicativos ou confirmativos (se baseiam em algum marco teórico para fundamentar e validar empiricamente uma hipótese). (Outra importante classificação é a que divide os métodos em: a) métodos redutivos (análise fatorial, componentes principais, correlação canônica, análise de clusters, análise de correspondências) e b) métodos de dependência (análise da variância, análise da covariância, regressão múltipla, análise discriminante, análise de probabilidade condicional *logit* e análise de probabilidade condicional *probit*).

A seleção adequada da técnica multivariada para um modelo preditivo utilizando indicadores está em função principalmente da forma que se apresenta a variável

dependente e a base de dados com a que se estimam as variáveis independentes. Por exemplo, quando a variável dependente tem uma forma contínua utiliza-se a regressão. Ao contrário, quando tal variável apresenta uma forma categórica pode-se utilizar a análise discriminante, a análise *logit* ou a análise *probit*.

A regressão múltipla, cuja forma da variável dependente é contínua, é considerada como um dos métodos multivariados mais simples, ainda que possa ser aplicado de maneira genérica. Este método mostra em qual medida a variabilidade conjunta das variáveis independentes explica a variação da variável dependente. Neste caso o problema está no fato de que nem sempre nos modelos preditivos a variável dependente assume significação numérica contínua, sobretudo no instante de definir a unidade temporal das empresas fracassadas, pois o momento do fracasso não é exato ou pontual. Diante essa situação é muito comum que trabalhos de pesquisa apresentem sua variável dependente como dicotômica, com a finalidade de diminuir a complexidade do modelo e poder aplicar a técnica de regressão. Uma vez feita esta consideração, é possível também utilizar outras técnicas como a análise discriminante, a análise *logit* e a análise *probit*. Estas duas últimas técnicas são variantes da regressão, que como dito, podem ser aplicadas à variáveis categóricas. A análise discriminante é uma adaptação da regressão para os casos em que a variável dependente seja qualitativa.

A partir destes inovadores conceitos surgidos na década de 1960, cientistas começaram a desenvolver suas pesquisas financeiras com indicadores e modelos multivariados. Mas, sem dúvida, o principal estudo foi o conduzido por Edward Altman ao aplicar o método de análise discriminante múltipla, obtendo significativa capacidade preditiva momentos antes à quebra. Altman criou um modelo de avaliação para medir a solvência das empresas, através de um indicador sintético utilizando o indicador conhecido como *Z-Score* (1977). Posteriormente, Altman adaptou o modelo original de seu *Z-Score* para economias emergentes, com a finalidade de propor um novo indicador global que foi denominado de *Emerging Market Scoring Model (EMS Model)*. Atualmente as grandes empresas, e, sobretudo as financeiras, utilizam o *Zeta Credit Risk System* ou *Zeta Credit Scoring Model* que surgiu como produto de sua investigação e continuou sendo desenvolvido pela *Zeta Services Inc.*, uma das principais firmas que comercializa sistemas que contribuem para a investigação da análise do fracasso empresarial. Outras empresas que são muito importantes neste campo são: *Advantage Financial Systems* (Boston); *Trust Division of the First Union Bank* (Carolina do Norte); *Datastream*

(Reino Unido); *Performance Analysis Services Ltd.* (Reino Unido). Posteriormente, durante suas investigações no México com Altman, Hartzell e Peck (1995), Altman adaptou o modelo original de seu Z-Score para economias emergentes com a finalidade de propor um novo indicador global preditivo exclusivo para este tipo de mercado. A este novo tipo de indicador o denominou de “*Emerging Market Scoring Model*”. Altman também participou diretamente das investigações para a construção de seus modelos na Austrália, Brasil, Canadá, Coréia do Sul e Itália.

Para seu trabalho de 1968 selecionou uma sub-amostra de 33 empresas que faliram e outra sub-amostra de 33 empresas que não faliram, de tamanho médio e do setor industrial que tinham ações nas bolsas de valores durante período de 1946 – 1965. Considerou 22 indicadores dentre aqueles mais populares na literatura, como variáveis independentes de seu modelo, que foram reduzidos em cinco grupos: rentabilidade, atividade, liquidez e estrutura de capital.

A principal contribuição dos estudos de Altman e seus seguidores foram provar a capacidade de exatidão em separar, após terem ocorrido as falências, o grupo de empresas que faliram das que não faliram, para posteriormente levar esta discriminação antes do fato ocorrer.

Os estudos posteriores distinguem-se por utilizar outras técnicas discriminantes de análise multivariada como a análise discriminante linear, a análise discriminante quadrática e a análise de regressão. Concomitantemente surgiram estudos que além de utilizar métodos discriminantes, utilizaram-se também de métodos redutivos para selecionar de forma mais científica aqueles indicadores que poderiam medir e representar os principais fatores estratégicos da empresa, tais como a rentabilidade, a liquidez, a solvência, a produtividade, entre outros. Dentre estas técnicas reducionistas destacam-se as seguintes: a análise de componentes principais, a análise fatorial (para explicar a variância dos indicadores) e a análise de cluster (para reduzir a multicolinearidade).

No caso da análise fatorial, conclusões apontam que certos indicadores são capazes de representar e explicar financeiramente a certos fatores estratégicos da empresa. Estes fatores, analisados mediante técnicas tradicionais e técnicas estatísticas multivariadas, podem proporcionar uma visão mais completa da verdadeira situação financeira e econômica da empresa. Estas idéias começaram a ser expostas no final da década de

1970 e 1980. A partir de então, continua-se a aplicar em estudos posteriores uma série de ferramentas cada vez mais eficientes.

No que se refere a seleção dos fatores, a partir dos trabalhos de Lev (1974) autores posteriores a ele citam quatro categorias de indicadores propostas por ele, que são: indicadores de rentabilidade, de eficiência, de solvência e de liquidez. No entanto, Rees (1991) utiliza o termo produtividade para designar os indicadores incluídos por Lev (1974) como de eficiência e propõe um fator a mais denominado de alavancagem.

De outro lado, Weston e Brigham (1965) propuseram outros dois fatores que são os indicadores de mercado de capitais e os indicadores de crescimento. Ambos utilizam valores de mercado e são de uso comum de acionistas. Outros trabalhos também importantes como de Lo (1986) e Zavgren (1985), este último selecionou como fatores, a rentabilidade, a eficiência, a alavancagem e o fluxo de caixa. No caso de Altman (1968), três das cinco variáveis independentes de sua função linear previram com mais sucesso o fracasso que foram a rentabilidade, a liquidez e a estrutura de capital. Para Fitzpatrick (1932), os fatores mais importantes foram a rentabilidade e a estrutura de capital. Winakor e Smith (1935) consideraram a liquidez como o fator determinante. Merwin (1942) selecionou a estrutura de capital e a liquidez; Beaver (1966) a rentabilidade, endividamento e a liquidez. Estudos mais rigorosos sobre os fatores, como o de Taffler (1984), consideraram a rentabilidade, a atividade, a estrutura de capital e a liquidez. Bernstein (1999) classificou os indicadores em quatro grupos, dentro dos quais cita um variado e completo conjunto de indicadores que medem a empresa e estão, sobretudo baseados em uma teoria contábil e financeira muito perto do que seria a realidade empresarial, que são: os indicadores de rentabilidade, liquidez, estrutura de capital e mercado.

O estudo de Curtis (1978) constitui outro marco categórico para a classificação dos indicadores financeiros. Este autor propõe primeiramente criar uma teoria geral de análise financeira mediante indicadores. Para ele esta teoria deve explicar como devem ser utilizados os indicadores com o objetivo de definir as principais características de uma empresa, as quais podem ser resumidas em três variáveis importantes que afetam a situação financeira e são: a rentabilidade, a solvência e o funcionamento da gestão.

Em conclusão, através de uma retrospectiva histórica, pode-se perceber que os fatores que foram mais utilizados nos principais trabalhos, e que têm atualmente um sólido

fundamento teórico, são os cinco seguintes: rentabilidade, atividade, liquidez, mercado e estrutura de capital.

Outros estudos focaram em determinar a verdadeira contribuição ou peso de cada indicador selecionado para uma análise financeira eficiente foram desenvolvidos por: Pinches e Mingo (1973), Libby (1975), Gambola e Ketz (1983a; 1983b), Gambola, Haskings, Ketz e Williams (1987), Largay e Stickney (1980), Gahlon e Vigeland (1988), Dambolena e Shulman (1988), Azis e Lawson (1989). Também a análise fatorial tem sido utilizada com uma variedade de estudos contábeis que tem sido especialmente relevante para os estudos de falência, como os desenvolvidos por Pinches, Mingo e Caruthers (1973, 1975) e de Chen e Shimerda (1981). De outro lado, os trabalhos de Gambola e Ketz (1983a) e de Casey e Bartczak (1985) tem sido muito importantes para os estudos da posição financeira e do fluxo de caixa (leia-se lucro operacional ou Ebitda) dentro dos estudos de predição. Estes trabalhos iniciaram estudos que tinham como propósito investigar se existia evidência empírica de uma maior capacidade preditiva ao utilizar o fluxo de caixa operacional, para posteriormente aplicá-lo a indicadores individuais.

Assim, a partir da década de 1980 os estudos sobre quebras passaram a valorizar os componentes do fluxo de caixa operacional, de investimentos e financiamentos e, conseqüentemente, os indicadores baseados nas atividades medidas a partir desta variável. Estudos como os de Beaver (1966), Deakin (1972), Edmister (1972) e Ohlson (1980), ainda que utilizassem conceitos de fluxo de caixa, contribuíram para o avanço do estudo do tema.

Estudos como do de Casey e Bartczak (1985) alertam para o fato de mesmo por meio de indicadores combinados com magnitudes do fluxo de caixa operacional por si só são insuficientes para prever a situação de solvência de empresas. Gómbola *et al.* (1987), Gentry *et al.* (1985 a, 1985 b), Azis e Lawson (1989), entre outros, obtiveram resultados semelhantes. A literatura especializada indica também que é importante estudar a análise financeira preditiva não somente pela a ótica estatística, senão também pela ótica do modelo como sistema de informação contábil complexo e multidisciplinar. O objetivo deste modelo é apresentar demonstrações financeiras resumidas em indicadores que posteriormente sejam transformados, através da análise estatística, em indicadores de exatidão, com erro e significância, para classificar e discriminar entre empresas saudáveis e daquelas em processo falimentar.

A partir dos princípios da década de 1970 se iniciaram também os primeiros estudos com indicadores para fins de análise financeira no Japão. Os precursores da escola japonesa foram Toda (1984), Gotoh (1989), Shirata (1998). Como principal estudo destaca-se o de Takahashi e Kurokawua (1985) que inseriram novas idéias ao considerar que o poder preditivo da análise financeira aumentava se fossem utilizadas como variáveis tanto os indicadores como as quantidades absolutas; baseados ambos os elementos em dados de demonstrações financeiras sobre a base o fluxo de caixa efetivo. Seus estudos também destacavam os casos de empresas japonesas falidas que apresentavam relatórios de auditoria com ressalvas nas notas, efeito denominado de *window dressing*.

A partir destes fatos, Takahashi e Kuokawua (1985) consideraram que as demonstrações deveriam ser ajustadas antes de serem calculados os indicadores. Desde então, uns diferentes tipos de modelo preditivo poderiam ser desenvolvidos, dependendo, sobretudo dos indicadores utilizados e do uso de demonstrações financeiras ajustadas ou não. Como exemplo, citava os seguintes pontos: a) com dados não ajustados ou dados ajustados que refletem os informes do auditor; b) utilizando indicadores com dados financeiros com base acumulativa ou com base de fluxos efetivos, c) com a utilização de indicadores com dados de três anos antes da quebra; d) somente utilizando indicadores ou uma combinação deles com valores absolutos. Através da combinação destas quatro alternativas poder-se-ia chegar a produzir 16 tipos de modelos contábeis diferentes.

Destacaram que, de modo geral, as instituições financeiras, em particular os bancos, têm uma influência sobre as empresas devido aos empréstimos que a elas são concedidos. No caso japonês, esta influência era mais significativa e, inclusive, em ocasiões era o banco que determinava se continuava apoiando certas empresas para que elas não quebrassem. Para os bancos, estes fatores não eram refletidos nos dados das demonstrações financeiras e apontavam que também ante o efeito do *window dressing* existia a necessidade de tentar ajustar os dados financeiros para refletir as salvaguardas, a negação da opinião ou as notas explicativas do auditor, antes de aplicar a análise financeira discriminante baseada em indicadores.

Com base no exposto anteriormente, estes autores consideravam que as classificações dos indicadores financeiros poderiam ser determinadas através de resultados empíricos, e que a composição destes grupos ou fatores era razoavelmente estável ao longo do

tempo, ainda que as magnitudes dos indicadores apresentassem mudanças. Seu trabalho tem sido um dos mais importantes sobre análise fatorial, pois durante a década de 1970 foram muito poucos os estudos sérios, como o de Libby (1975), que aplicaram esta análise antes de selecionar as variáveis independentes.

Gambola e Ketz (1983b) apontaram que se as condições econômicas mudarem (inflação, crescimento, taxa de juros, etc.) ou as diferentes convenções contábeis, então os resultados da análise fatorial também mudarão. Estes resultados também sugeriram que os indicadores baseados em dados contábeis ajustados a níveis gerais de preços, estavam fortemente correlacionados com aqueles indicadores baseados em dados históricos. Isto reforça a tese de que quando se utiliza um sistema contábil atualizado, ainda que os indicadores se modifiquem, a importância relativa destes permanece estável. Suas conclusões finais sugeriram que os indicadores de fluxo de caixa poderiam conter certa informação que não se encontravam nos indicadores de rentabilidade. Portanto, os indicadores de fluxo de caixa não deveriam ser excluídos dos estudos descritivos ou preditivos que envolvem os indicadores financeiros. Seus estudos, mesmo que não proporcionaram por si mesmos nenhuma informação acerca do poder preditivo ou descritivo dos indicadores ou seus grupos, proporcionaram uma base teórica para distinguir conceitos importantes e diferentes como os de rentabilidade e fluxo de caixa. Por este motivo, tais autores destacaram que seu modelo não era de análise do comportamento de indicadores para a tomada de decisões, mas sim análises de padrões de classificação que proporciona uma ajuda para selecionar os variáveis independentes potenciais que serão utilizados nos modelos de decisão e na análise do comportamento.

No Brasil a utilização de indicadores para prever falências veio através de estudos de Kanitz (1974), Elizabetsky (1976), Matias, (1978), Corrar (1981), Pereira da Silva (1982), Almeida (2002), Matias e Siqueira (1996), Kassai (2002), Macedo (2002), Martins e Gali (2003). Dentre estes pode-se destacar os estudos de Pereira da Silva (1982) e Kassai (2002).

Nos estudos de Pereira da Silva (1982) além de desenvolver seu próprio modelo de falências utilizando-se de indicadores e do método estatístico da análise discriminante, este autor testou e comparou o seu modelo com os de Kanitz, Altman, Elizabetsky e Matias. Os resultados podem ser vistos na Tabela 1.

Tabela 1: Comparativo de modelos de previsão de insolvência com base na análise discriminante.

Modelo	% empresas solventes classificadas corretamente pelo modelo	% empresas insolventes classificadas corretamente pelo modelo
Kanitz	80%	68%
Altman	83%	77%
Elizabetsky	74%	63%
Matias	70%	77%
Pereira da Silva	90%	86%

Fonte: Matarazzo (2003, p.242).

Os testes do próprio Pereira da Silva mostram que seu modelo é mais robusto que o dos demais, sendo capaz de prever situações de solvência/insolvência na maioria das empresas. Em seu modelo foram selecionados um indicador de estrutura de capital (duplicatas descontadas / duplicatas a receber), três indicadores de liquidez (fornecedores / vendas, estoques / custo das mercadorias vendidas, estoque médio / custo das mercadorias vendidas) e dois de rentabilidade ((lucro operacional + despesas financeiras) / (ativo total – investimento médio) e Exigível total / (Lucro Líquido + 0,1 Imobilizado médio + Saldo devedor da correção monetária).

Porém, como ressalta Pereira da Silva (1982) o uso da Análise Discriminante na previsão de insolvência, através de demonstrações financeiras, tem levado a resultados não consistentes, ou seja, variando-se a amostra (como nos aconteceu diferentes estudos), chega-se a parâmetros (pesos) e variáveis (indicadores) completamente diferentes. Isto significa que os modelos ou têm vida curta ou variam muito de acordo com a amostra. Convém, portanto usá-los com parcimônia e revisá-los anualmente.

Já o estudo de Kassai (2002) não possui o objetivo de utilizar indicadores para prever quebras, mas acaba contribuindo para este tipo de estudo ao apresentar uma contribuição à mensuração e avaliação do desempenho econômico das empresas por meio da Análise de Demonstrações Contábeis. Para tanto, identificou-se junto às áreas de matemática, engenharia de produção e pesquisa operacional uma técnica desenvolvida recentemente (1978) e ainda hoje com poucos trabalhos realizados no Brasil: a Análise por Envoltória de Dados ou *Data Envelopment Analysis (DEA)*. A metodologia é apresentada por um estudo de caso das empresas do setor elétrico

brasileiro. Assim, introduz-se uma nova possibilidade metodológica de desenvolver modelos de previsão de falências, utilizando outra técnica que não a análise discriminante.

As conclusões que podem ser tecidas sobre a utilização de indicadores como fator preditivo da falência de empresas, nem sempre indica se uma empresa dirige-se ao fracasso ou não. Isto porque pode haver uma manipulação das demonstrações financeiras e, em específico, naquelas magnitudes que compõem parte dos indicadores mais significativos para a mensuração e avaliação do desempenho de uma empresa. A este fato deve ser acrescentada a qualidade da auditoria e a disponibilidade dos gestores para assumir melhores critérios de contabilização. Porém, tais limitações não descartam a vantagem que a utilização de indicadores possui de resumir a informação financeira. Há ainda que se destacar os estudos de Beaver (1966) que demonstrou que os indicadores não apresentam a mesma capacidade de avaliação ou predição ao longo do tempo e nem predizem com igual exatidão o fracasso e o êxito.

O ideal para desenvolver adequadamente um modelo de análise financeira baseado em indicadores, limitações apresentadas por estes autores, seria que a contabilidade apresentasse a todo o momento duas características fundamentais para o usuário: utilidade e confiabilidade. No entanto, a natureza da própria técnica contábil é provisional e na prática não reflete com exatidão a real situação de uma empresa. Nem tampouco o resultado contábil constitui uma medida de criação de valor dada a alta probabilidade de manipulação que se pode introduzir e que se denomina *window-dressing*. Outro fator importante que traz vulnerabilidade ao sistema de análise financeiro através de indicadores é a falta de harmonização contábil, pois a tendência da técnica varia entre os diferentes países e usuários. Ainda há que se apontar que o fenômeno da globalização da economia logrou significativos avanços neste sentido, com a intenção de países em adotar como princípios contábeis universais as normas internacionais de contabilidade.

Assim nestas seis décadas de estudos sobre indicadores foi demonstrada a complexidade de se lidar com tal tema. Acrescenta-se ainda que nos últimos tempos, 1990 até os dias de hoje, esta área de pesquisa não sofreu nenhum acréscimo significativo além do que já foi exposto, apesar das publicações que são escritas diariamente sobre o tema.

O Quadro 1 mostra a evolução histórica dos modelos preditivos que se utilizaram de indicadores para predizer o fracasso empresarial.

Quadro 1: Evolução histórica dos modelos preditivos que se utilizaram de indicadores para prever o fracasso empresarial

Ano	Nome do Autor
Etapa Descritiva	
1. Análise financeira através de indicadores para prever quebras	
1932	Fitzpatrick Paul
1935	Winakor Arthur e Smith Raymond
1936, 1942	Merwin Charles
1965	Horrigan James
Início da Etapa Preditiva	
2. Estudos de modelos univariados baseados na informação contábil tradicional: baseados no custo histórico	
1966, 1968	Beaver William
Desenvolvimento da Etapa Preditiva	
3. Estudos de modelos multivariados baseados na informação contábil tradicional: baseados nos custos históricos	
1968, 1983	Altman Edward
1972, 1977	Deakin Edward
1972	Edmister Robert
1974	Blum Marc
1980, 1992	Ohlson James
1984	Rose Peter e Giroux Gary
1982, 1984	Taffler Richard e Tisshaw; Taffler Richard
1985	Zavgren Christine
Desenvolvimento da Etapa Preditiva	
4. Estudos de modelos multivariados baseados no fluxo de caixa operacional – Ebtida	
1980, 1988	Dambolena Ismael e Khory; Dambolena Ismael e Shulman Joel
1980	Largay James e Stickney Clyde
1980	Casey Cornelius
1985	Casey Cornelius e Bartczack Norman
1985a, 1985b	Gentry James, Newbold Paul e Whitford David
1985	Takahashi Kichinosuke e Kurokawua Yukiharu
1987	Gambola Michael, Haskins Mark, Ketz Edward e Williams David
1988	Ghalon James e Vigelan Robert
1989	Azis Abdul e Lawson Gerald
Desenvolvimento da Etapa Preditiva	
5. Estudos de modelos multivariados baseados na análise fatorial	
1973, 1975	Pinches George, Mingo Kent, Cartuthers Kent e Eubank Arthur
1981	Chen Kung e Shimerda Thomas
1983a, 1983b	Gambola Michael e Ketz Edward
1985	Casey Cornelius e Bartczack Norman
1987	Gambola Michael, Haskins Mark, Ketz Edward e Williams David

Fonte: Elaboração própria.

Outros estudos, que se utilizaram destes clássicos do Quadro 1, podem ser vistos no Quadro 2, com sua aplicação em diferentes países.

Quadro 2: Estudos de modelos preditivos que se utilizaram de indicadores para prever o fracasso empresarial em diferentes países.

País	Estudos
Alemanha	Dietrich Jorge, Arcelus F. J. e Srinivasan G (2005)
	Schmidt Reinhart (1984)
	Shepanski (1983)
	Beerman (1976)
Argentina	Swanson Eric e Tybout James(1988)
Austrália	Izan H.Y. (1984, 1982, 1981)
Bélgica	Dewaelheyns Nico e Hulle Cynthia (2006)
	Dewaelheyns Nico e Hulle Cynthia (2007)
Brasil	Baida Tara e Ribeiro Luis Manoel (1979); Altman
Canadá	Lavallee (1981); Altman
Coréia do Sul	Kim Won Dong e Eom Ho Young (1995); Altman
Espanha	Fernandez Ana Isabel (1998)
	Lizarraga Dallo Fermín (1996)
	Garcia-Ayuso covarsí e Jimenéz Cardoso Sergio (1996)
	Gabas Trigo Franciso (1990)
	Mora Enguianos Araceli (1995, 1984)
Estados Unidos	Narayanan Paul e Altman (1996); Altman
	Haldeman Robert e Altman (1995); Altman
	Weston Fred, Chen Yehning e Altman (1994); Altman
	Friedman Halina, Li Kao Due e Altman (1988); Altman
	Daniel Berg (2007)
	Lo Andrew (1985)
	Zmijewski Marke (1984)
Finlândia	Laitinen e Kankaanpaa (1999)
	Suominen Seppo (1988)
França	Micha Bernard (1984)
	Martin (1977)
	Collongues (1977);
Grécia	Dimitras, Zanakis e Zopounidis (1996)
	Theodossiou Panayiotis e Papoulias Costas (1991);
	Gloubos George e Grammatikos Theobarry (1988)
Holanda	Bildeerbek (1977)
Índia	Bhatia Umesh (1988)
	Kahya (1997)
Itália	Marco Giancarlo e Varetto Franco (1993) Altman
	Appetiti Sandro (1984)
	Baratoni (1992)

Inglaterra	Whitred e Zimmer (1985)
	Taffler Richard (1984, 1982)
	Marais Laurentius, Patell James M. e Wolfson Mark A. (1982)
	Pacey e Pham (1990)
Israel	Tamari Meir (1977);
Japão	Takahashi Kichinosuke e Kurokawua Yukiharu (1985)
	Ko (1982)
	Takahashi e Kurokawa(1985)
México	Hartztell e Peck (1995); Altman
Nova Zelândia	Tan (1993a e 1993b)
Singapura	Zhou (1997)
	Ta e Seah (1988)
	Kocagil, Reingold e Bren (2002)
Suécia	Skogsvik (1990)
	Keskinkilic Tugba e Sari Gunes (2007)
Suíça	Sinkey (1975)
Taiwan	Tirapat e Nittayagasetwat (1999)
Turquia	Unal Targan (1988)
Uruguai	Pascale Ricardo (1988)

Fonte: Elaboração própria.

2.4.2. Estudos de Previsão do Valor de Mercado

Outra vertente de estudos que utilizam de indicadores como *inputs* de previsão e que se basearam nestes primeiros estudos, utilizando-se as mesmas metodologias estatísticas discutidas, são aqueles voltados para a possibilidade de prever valor de mercado futuro.

São publicações recentes que discutem uma velha questão na literatura financeira: “É possível prever valor de mercado das empresas?” As hipóteses de que o valor de mercado pode ser previsto tem sido chamada de “*new fact in finance*”, ou novo fato em finanças por Cochrane (1999a). No entanto, há cada vez menos consenso sobre quais dados direcionam a tal previsibilidade. Esta previsibilidade pode ser efeito da variação do prêmio pelo risco com o passar do tempo, pode ser reflexo do comportamento irracional de uma parte dos participantes do mercado, ou pode simplesmente não ser previsível através de dados estatísticos. Esta última alternativa é a que parece ganhar mais credibilidade dentre os críticos das metodologias estatísticas nas literaturas de previsibilidade. Estas críticas estão baseadas nos padrões estatísticos de inferência que parecem ser menos significativos que realmente foram encontrados. Porém, novos testes

de significância voltaram a ser realizados com resultados animadores e o debate continua.

Originalmente, na década de 1970, estudos de previsibilidade do valor de mercado através de indicadores eram motivados pelo paradigma da eficiência do mercado. Era comumente assumido pelos autores que a previsibilidade seria inconsistente com os retornos esperados, ou seja, o mercado era eficiente e, portanto o retorno futuro imprevisível. Desta maneira, reinou durante este período o pensamento de que não era possível prever o valor de mercado das empresas, pelo menos no sentido econômico (FAMA, 1970).

Estes estudos diziam que a previsibilidade do valor de mercado, principalmente no seu componente cotação das ações pode ser interpretado somente em conjunção com um modelo de equilíbrio intertemporal da economia. Para realmente testar se a previsibilidade é consistente com a eficiência do mercado, é preciso de um modelo que demonstre como os ativos são precificados em uma economia. Inevitavelmente, então, todos os estudos e interpretações de previsibilidade serão modelo-dependente, e, portanto, inconclusivos.

A possibilidade de que o valor de mercado poderia ser previsto, pelo menos parcialmente, surgiu no início da década de 1980 com a observação de novas variáveis até antes então impensáveis para a época.

Aos poucos foram surgindo uma série de publicações que documentaram um pequeno grau de previsibilidade no valor de mercado baseado em informações prévias, especialmente as de longo prazo, como Fama e French (1988b) e Poterba e Summers (1988) relataram. Esta evidência é estatisticamente fraca quando somente retornos passados eram usados para prever retornos futuros, mas eram consideravelmente fortes quando outras variáveis eram introduzidas à análise. Exemplos de tais variáveis são as oscilações dos preços das ações (FAMA e SCHWERT, 1977; CAMPBELL, 1991), liquidez das ações em bolsa (KEIM e STAMBAUGH, 1981; CAMPBELL, 1987; FAMA e FRENCH, 1989), volatilidade do mercado acionário, Preço / Lucro e LPA (FRENCH, SCHWERT, E STAMBAUGH, 1987; GOYAL E SANTA-CLARA, 2003), relação cambial do euro com o dólar, Preço / Lucro e LPA (FERSON E HARVEY, 1993), indicadores que envolvem o preço da ação (indicadores fundamentalistas) (KOTHARI e SHANKEN, 1997; PONTIFF E SCHALL, 1998), pagamento de

dividendos (alguns indicadores de mercado que relaciona os dividendos) (LAMONT, 1998; CAMPBELL e SHILLER; 1988a) e indicadores operacionais (indicadores de atividade) (LEE, MYERS, e SWAMINATHAN, 1999). Ainda, Lettau e Ludvigson (2001) encontraram evidência de previsibilidade utilizando um indicador denominado “*consumption-wealth ratio*”, ou indicador do consumo de riqueza, que avalia o nível de consumo de acordo com a renda e riqueza do investidor.

No entanto, as principais publicações foram as de Fama e French (1988a, 1989) e Campbell e Shiller (1988b). Estes autores argumentam que o indicador *Dividend Yield*, que mede a relação do valor atual do dividendo com o preço da ação no período anterior, e particularmente o indicador Dividendos Pagos por Ação que mede o valor atual do dividendo com relação à quantidade atual de ações, predizem no longo prazo o retorno sobre ações com algum sucesso.

Assim, o paradigma de eficiência do mercado, que acreditava não ser possível prever retornos sobre ações obteve fortes evidências empíricas sobre a possibilidade de previsibilidade. Este foi o fato denominado por Cochrane (1999a) de “*new fact in finance*”.

Gapenski *et al.* (2001), afirma haver uma ligação direta destes indicadores destacados por Fama e French e Campbell e Shiller com os indicadores de liquidez, de estrutura de capital e os de rentabilidade. Caso estes indicadores indiquem uma alta liquidez, rentabilidade e custos reduzidos de capital, então o valor de mercado será alto, e o preço da ação provavelmente estará tão alto quanto possa ser esperado.

Howe, Lewis e Lippitt (1999) traçam o raciocínio para o cálculo do valor da empresa, explicando que se assume que o preço de mercado de uma empresa que cotiza suas ações é o “valor” correto, o que é uma presunção genérica de qualquer abordagem comparativa em avaliação e é suportada pela noção amplamente aceita de que os mercados de capitais são eficientes. Dentre as variáveis analisadas, o Valor Patrimonial e o Lucro são percebidas como “Fundamentos” das empresas e têm sido formalmente relacionadas ao valor das mesmas. Fama e French (1993) observaram que as razões “Valor Patrimonial/Preço” são positivamente correlacionadas com os retornos subsequentes das ações, uma relação que ficou conhecida como “*book-to-price effect*”.

Posteriormente, em função da regularidade empírica encontrada, Fama e French (2002) e Fama (1990) especificaram um modelo de apreçamento de ativos que inclui um fator

de risco identificado com a razão “Valor Patrimonial/Preço” evidenciando excesso de retornos, interpretados por eles como uma evidência da ocorrência de prêmio de risco. Eles argumentaram que esses padrões podem ser consistentes com a idéia de mercados eficientes, uma vez que a variável, apesar de não ser um fator de risco por si, talvez aja como *proxy* de determinantes de risco mais fundamentais, em linha com o que é analisado posteriormente nesse estudo. Tais resultados foram contestados por Lakonishok, Shleifer e Vishney (1995), que interpretam esse fenômeno como evidência de mercados ineficientes, mais especificamente, evidência de erros sistemáticos nas previsões dos analistas de ações. Segundo Penman, Scott e Tuna (2005), a nomeação do “Valor Patrimonial/Preço” como uma característica que carrega um fator de risco é tentadora, não somente por ser mais baseada em análises empíricas do que na teoria, mas também porque a observação empírica pode ser mais atribuída a erros de apreçamento do mercado do que de apreçamento do risco. Contudo, sem novas referências empíricas conclusivas, é difícil atribuir o resultado da razão “Valor Patrimonial/Preço” a prêmio de risco ou mau apreçamento do risco.

Já do ponto de vista prático de mercado, esse indicador é passível de algumas observações relevantes. Dado que o Valor Patrimonial de um ativo reflete seu custo histórico, ele pode se desviar significativamente do valor de mercado do mesmo se o seu potencial de lucro sofrer forte aumento ou diminuição desde o período de aquisição. Pode ser afetado por decisões contábeis de depreciação e outras contas. Sobre padrões contábeis razoavelmente consistentes entre empresas, o indicador “Preço/Valor Patrimonial” pode ser comparado entre empresas similares para sinalizar subavaliação ou sobreavaliação.

Ohlson (1995) apresentou uma formulação derivada de concepções clássicas, que utilizava variáveis contábeis na função de avaliação. A estruturação foi batizada de Modelo de Ohlson e teve um grande impacto na pesquisa acadêmica sobre mercado de capitais. Considerando a teoria existente, o professor James Ohlson vislumbrou a possibilidade de estruturar um modelo de avaliação, sustentado pela relação de lucro limpo, onde variáveis contábeis tivessem papel destacado. Sua construção está baseada no pressuposto de que as informações sobre lucros residuais futuros são obtidas tanto da série passada dos lucros anormais quanto de dados ainda não capturados pela contabilidade. A par das intensas discussões sobre esse modelo na literatura estrangeira, o modelo de Ohlson ainda é um assunto incipiente no Brasil (LOPES, 2001). Na

determinação dos parâmetros e variáveis do modelo de Ohlson, alguns dos dados necessários estão prontamente disponíveis, enquanto outros devem ser estabelecidos. Especificamente, o modelo depende de três variáveis: a) valor contábil do PL no período corrente – b) lucros no período corrente – c) e outras informações no período corrente. Relatórios contábeis - como o Balanço Patrimonial, Demonstração do Resultado do Exercício e Demonstração das Mutações do Patrimônio Líquido - fornecem a base para fixação das duas primeiras variáveis (a e b). A variável remanescente (c) é mais difícil de ser mensurada. Ohlson (1995) oferece pouca ou nenhuma orientação de como obter esta variável. A tarefa ficou, portanto, relegada a pesquisas futuras.

Assim como evidenciaram Cheng e McNamara (2000) e Fama e French (1993) em seu modelo de fatores, os práticos de mercado reconhecem o valor do múltiplo “Preço/Lucro” por sua simplicidade e aderência é o indicador mais usado pelo analista de mercado no Brasil.

No âmbito nacional Alves e Scalabrin (2002) buscaram avaliar a capacidade de previsão de criação de valor das empresas brasileiras, com ações negociadas em bolsa, através dos indicadores contábeis, mais comumente utilizados, que são: indicadores de liquidez; endividamento; atividade; e de rentabilidade. Rangel (2004) também procurou identificar se os indicadores tradicionais da contabilidade possuem relevância na estimativa do valor de mercado. Todos os dois estudos foram realizados em pequenas amostras de empresa, em um contexto nacional e setorial, ou seja, foram escolhidas empresas de brasileiras e de um setor específico. Fassina, Grunow, Sabadin e Hein (2006) discutiram aspectos da relação existente entre os indicadores econômico-financeiros e a variação do preço de ações com base na Hipótese do Mercado Eficiente (*Efficient Market Hypothesis*), buscando destacar a importância da contabilidade em fornecer informações ao mercado de capitais.

Alves e Scalabrin (2002) concluíram que a análise dos indicadores contábeis que buscava a relação da variação dos indicadores com a variação do valor das empresas, através do método estatístico de correlação parcial, foi não determinante, uma vez que para cada indicador, menos da metade das empresas tiveram variação do indicador de acordo com a variação do valor da empresa. O estudo revelou ainda que a maioria dos indicadores é insignificante na determinação da variação dos valores de crescimento das empresas, isto é, não foi possível determinar uma relação entre os indicadores contábeis

e a geração de valor das empresas, com exceção dos indicadores de Liquidez Corrente e Rentabilidade do Patrimônio Líquido, que foram considerados significantes. Portanto, observou-se que a variação de valor das empresas foi devida principalmente por indicadores dos grupos de rentabilidade e liquidez, mas estes indicadores contábeis não revelaram significância de evidenciar antecipadamente a variação de valor das empresas.

Rangel (2004) verificou que, para cinco anos (1995, 1996, 1997, 2000 e 2001), dos oito analisados, os indicadores contábeis são relevantes, ou seja, as empresas que apresentaram melhores indicadores de liquidez, estrutura de capital e rentabilidade para aqueles períodos, no ano seguinte, obtiveram maiores valores de mercado. No entanto, para os anos de 1998, 1999 e 2002, verificou-se que, entre as empresas do setor de siderurgia e metalurgia, com ações negociadas na BOVESPA, aquelas que apresentaram melhores indicadores de liquidez, estrutura de capital e rentabilidade, não apresentaram maiores retornos de suas ações.

Fassina, Grunow, Sabadin e Hein (2006) concluíram que não existe relação direta entre os indicadores econômico-financeiros e a valoração das ações. Os indicadores contábeis são parte de um contexto que contribui na definição do preço das ações, além das questões sociais, políticas, ambientais e mercado.

Almeida (2002, p.6), por sua vez conceitua os indicadores direcionadores de valor: “Direcionadores de valor são parâmetros em que uma variação em seus indicadores causa variação no valor da empresa”. Para ele “a formação do valor de uma empresa pode ser analisada pelo desempenho de suas características – os direcionadores de valor que a teoria microeconômica denomina de parâmetros”. Assim, foram separados esses direcionadores de valor ou parâmetros, e foram identificados aqui como variáveis dentro dos modelos. As variáveis podem ser dependentes ou independentes. Conceitualmente, variável resposta ou dependente é a definição que atribui-se à componente que pode ser explicada ou estar relacionada a uma ou outras variáveis, denominadas independentes ou explicativas. Assim Almeida, apesar de não sinalizar quais indicadores representam maior representatividade na predição do valor de mercado das empresas, compartilha da idéia de que os indicadores são capazes de prever valor de mercado.

Valderrama et al (1999) através da compilação de trabalhos de diversos autores coloca que os indicadores constituem uma forma de avaliar o valor de uma empresa, através

dos chamados múltiplos. Através dos anos os modelos de avaliação de empresas evoluíram ajustando-se em virtude de seus planos ou como consequência das diferentes políticas do governo.

Este autor distingue os seguintes períodos:

- Durante a década de 1940 em que se utilizava o modelo Dupont. O mesmo explicava o conceito de rentabilidade a partir da decomposição de uma série de indicadores. Surgem então os indicadores *Return Over Investments* (ROI) e *Return Over Assets* (ROA). O conceito de valor da empresa estava muito ligado à rentabilidade proporcionada pela mesma.
- Durante a década de 1960 surgem os primeiros estudos que buscaram medir o resultado da empresa em termos econômicos de benefício e não em termos contábeis.
- Nos anos de 1970 o conceito de avaliação se modifica passando a fazer referência aos dividendos pagos pela empresa, através dos indicadores Dividendos Pagos por Ação. Surge também o indicador *Price Sales Ratio* como sua consequência mais próxima. Trata-se de uns momentos em que se obtinha uma orientação empírica que parte de considerar a contabilidade como um sistema de informação, analisando a utilizada da mesma para os usuários. Aparecem indicadores como Preço da Ação /EBITDA, que incorpora as medições de amortização e as provisões. Estes indicadores associados possibilitaram a avaliação por múltiplos, mas nenhum deles conseguiu refletir a questão do valor.
- Durante a década de 1980 volta-se a avaliação por múltiplos, relacionando o indicador Preço da Ação/Valor Patrimonial, a partir do qual possibilitava refletir as expectativas de crescimento e de fluxos de benefícios futuros. Assim, o valor futuro da empresa estava refletido por dados históricos, não havendo projeções futuras sobre as cifras das demonstrações.
- Nos fins dos anos 80 e durante os anos 90 surgiram novas versões dos modelos de fluxos de caixa, que se baseavam em projeções futuras para determinar o valor futuro da empresa. Porém, mesmo sendo projeções futuras, como destaca o autor, estas se baseiam em desempenhos passados das empresas.

Os métodos de avaliação de empresas podem segundo Valderrama et al (1999), ser classificados em seis grupos, sendo que os dois primeiros baseiam-se em dados contábeis e os quatro últimos em dados futuros. O primeiro grupo faz referência ao Balanço Patrimonial da empresa que se deseja avaliar, mais especificamente no valor patrimonial. Através desta demonstração pode-se avaliar uma empresa por: a) o valor contábil; b) o valor contábil ajustado; c) o valor de liquidação e d) valor substancial.

Estes métodos tentam calcular o valor da empresa com base na estimativa do valor de seu patrimônio. São os que consideram que o valor de uma empresa radica essencialmente no seu balanço. Sua visão é estática e não têm em conta a evolução futura da empresa, o valor do dinheiro no tempo, nem outros fatores como: a situação do setor, problemas em relação aos recursos humanos, em relação com a organização, etc., ou seja, situações que não estão refletidas nas demonstrações contábeis. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001)

O método do valor contábil também recebe o nome de valor de livro de uma empresa e constitui o valor dos recursos próprios que são expostos no Balanço Patrimonial, formado pelas contas Capital e Reservas. Também pode ser calculado como a diferença entre o total de Ativos e o Passivo Exigível, em outras palavras o excedente do total de bens e direitos da empresa sobre o total de suas dívidas contraídas com terceiros. A crítica deste método está no seu próprio critério de avaliação, já que os critérios contábeis estão sujeitos a certa subjetividade e se diferenciam dos critérios chamados de “mercado”. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001)

O método do valor contábil ajustado, nada mais faz que ajustar os valores do Ativo e do Passivo históricos, segundo dados do Balanço Patrimonial, a seu valor de mercado. Realiza depurações dos Ativos e Passivos e reavaliações. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001)

O método de valor de liquidação aplica-se em casos em que a empresa se encontre em estado de liquidação, motivo pelo qual realizará seus ativos para cancelar suas dívidas. O valor se calcula descontando do patrimônio líquido ajustado os gastos de liquidação, como gastos fiscais, indenizações a empregados, e outros gastos próprios da liquidação. Como pose-se observar representa um valor mínimo, já que o comprador da empresa já o faz com a intenção de sua posterior liquidação e o valor que está disposto a pagar é inferior àquele caso a empresa continuasse suas atividades. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA

SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001)

O método de valor substancial representa o investimento que seria necessário realizar para se obter uma empresa nas mesmas condições em que ela se encontra. Não é outra coisa que o valor de reposição, sempre sobre o pressuposto da continuidade. Não são incluídos no cálculo deste método de avaliação aqueles bens que não estão em condições para a exploração, como por exemplo, terrenos não utilizados, participações em outras empresas, etc. Este método possui variantes: o valor substancial bruto, o líquido e o bruto reduzido. O bruto é o valor do Ativo avaliado a preço de mercado. O valor substancial líquido trata-se do valor substancial bruto menos o Passivo Exigível. O valor substancial bruto reduzido é o valor substancial bruto menos o valor correspondente aos fornecedores. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001).

Valderrama et al (1999) destaca ainda que o segundo grupo de análise de valor de empresas utiliza-se de dados oriundos, em sua maioria, da Demonstração do Resultado do Exercício. Assim são subcategorias referentes a este grupo a avaliação por: a) múltiplos; b) *Price Sale Ratios*; c) Vendas; d) Preço da Ação /EBITDA; e) outros múltiplos.

Este grupo de métodos se diferencia dos anteriores porque se baseiam na conta de resultados, tomando magnitudes que extraem os benefícios, das vendas ou de outro indicador. Utilizam múltiplos para seu cálculo, como é o caso do método *Price Sales Ratio*, no qual o preço da ação é um múltiplo do benefício. O *Price Sales Ratio* de uma ação indica o múltiplo do benefício por ação que se paga na bolsa. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001).

O terceiro grupo trata-se de métodos mistos que incorporam o sobrevalor, ou o denominado *goodwill*. São subcategorias deste grupo o método: a) clássico; b) reuniões de *experts* contábeis mundiais; c) outros. (VALDERRAMA ET AL, 1999).

Os métodos deste grupo tentam representar o valor de elementos imateriais da empresa ou dos denominados ativos intangíveis, que muitas vezes não aparecem refletidos no Balanço Patrimonial, mas que de fato são fontes de vantagem competitiva para a empresa como a carteira de clientes, a participação de mercado, marcas, alianças estratégicas, recursos humanos, etc. Uma avaliação correta por estes métodos somam aos ativos líquidos da empresa os ativos intangíveis. O problema destes métodos é a

extrema dificuldade e diferentes formas, diga-se de passagem, subjetivas, de calcular estes ativos intangíveis. São denominados de mistos, pois avaliam a empresa primeiramente de uma forma estática os ativos e depois de forma dinâmica ao quantificar o valor que esta empresa será capaz de gerar no futuro. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001).

O quarto grupo remete-se aos métodos de fluxos de caixa descontados. São subgrupos: a) fluxo de caixa líquido; b) fluxo de caixa das ações; c) dividendos; d) fluxo de caixa do capital investido. (VALDERRAMA ET AL, 1999).

Estes métodos tentam determinar o valor da empresa em função dos seus fluxos futuros de caixa, descontando-os a uma taxa de desconto relacionada ao risco de tais fluxos. Em outras palavras obter o valor atual da empresa através dos fluxos de caixa esperados. Apesar de ser o método mais apropriado para avaliar uma empresa teoricamente, o autor destaca que a subjetividade envolvida tanto na estimativa dos fluxos futuros quanto na fixação de um período a ser projetado e a taxa de desconto a ser utilizada estão longe de representar na prática uma solução para a avaliação das empresas. (LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E., 2001).

O quinto grupo trata-se dos métodos de criação de valor como: a) EVA; b) benefício econômico; c) Valor adicionado ao caixa. (VALDERRAMA ET AL, 1999).

O EVA - *Economic Value Added* - é um conceito desenvolvido por Stewart (1984) no início da década de 80 que recupera a antiga idéia de lucro econômico. Este conceito diz que só existe lucro após a remuneração do capital empregado ao seu custo de oportunidade. As principais vantagens do uso do EVA como ferramenta de medida de desempenho são (VALDERRAMA ET AL, 1999):

- o EVA é uma medida completa, considerando todos os custos, inclusive o a remuneração do capital dos acionistas;
- o EVA é um valor absoluto, não percentual;
- o EVA, diferente do fluxo de caixa descontado, pode ser acompanhado período a período ao longo do tempo.

Por fim o sexto grupo trata de métodos das opções reais que avaliam quando um investidor pode investir e quando ele deve descontinuar seu investimento. São métodos deste grupo: a) Black e Scholes; b) opção de investir; c) ampliar o projeto; d) prorrogar

o investimento; e) usos alternativos. (VALDERRAMA ET AL, 1999).

A avaliação do lucro por ação, citada por Copeland (1994) como uma das formas de avaliar uma empresa, não tem como objetivo mensurar o valor de negociação de uma empresa, mas sim estimar o provável resultado obtido a partir dos recursos proporcionados pela aquisição de participações da empresa.

Este indicador é obtido a partir do seguinte cálculo:

$$\text{LPA} = \text{LL} / \text{NA} \qquad \text{Equação 1}$$

Onde:

LL = resultado obtido pela empresa durante o período de avaliação

NA = quantidade de ações em que está dividido o capital da empresa

A principal vantagem do uso deste indicador está na sua simplicidade, podendo ter como parâmetros de avaliação dados presentes e históricos da empresa. A avaliação do lucro por ação é bastante útil quando se pretende avaliar um grande número de empresas para identificar melhores oportunidades de investimento, servindo neste caso como uma espécie de filtro para pré-qualificar um grupo de melhores oportunidades.

French (1987) destaca que o denominador da Equação 1 compõe-se normalmente pelo número de ações ordinárias da empresa, pois serão estas que farão jus a resultados acumulados decorrentes da atividade da empresa.

As principais restrições apontadas por Copeland quanto ao uso deste indicador são a exigência de poucas informações relevantes para o seu cálculo e a adoção do lucro como parâmetro – o que, segundo os autores, tende a focar a gestão da empresa na demonstração de resultados, proporcionando pouca importância ao montante e ao *timing* do fluxo de caixa da empresa. Em outras palavras, a gestão não tem como foco a maximização do valor da empresa. Ressalte-se também que não se busca relacionar, com este indicador, a eficiência do emprego de recursos, pois não se compara o resultado com o valor investido. Esta melhoria na informação é conseguida com o indicador a seguir.

A avaliação do retorno sobre o Patrimônio Líquido da empresa, também citada por Copeland (1994), é similar à avaliação do lucro por ação. Seu objetivo não é mensurar o valor de negociação de uma empresa, mas sim estimar o provável nível de rentabilidade média esperada por um investidor que adquira participações da empresa. A principal

diferença entre os dois indicadores está na maior comparabilidade do segundo – relacionando o resultado ao valor investido. Parte-se do princípio de que lucros não distribuídos equivalem a investimentos dos sócios, dado que todas as contas que compõem o patrimônio líquido da empresa determinam a parte dos recursos que caberia aos seus proprietários em caso de liquidação da empresa.

O indicador é obtido a partir da divisão entre o resultado obtido pela empresa durante o período de avaliação e o patrimônio líquido médio da empresa no período avaliado.

Quanto às vantagens e às restrições no uso do indicador, valem as mesmas observações apontadas para a análise do lucro por ação.

O Quadro 3 resume os principais trabalhos sobre a utilização de indicadores para prever situações futuras sobre as empresas com os indicadores que se mostraram mais relevantes.

Quadro 3: Principais trabalhos sobre a utilização de indicadores para prever situações futuras sobre as empresas e os indicadores mais relevantes.

Ano	Autor	Qtde Indicadores	Tamanho Amostra	Período	Indicadores Relevantes
1932	Fitzpatrick Paul	13	38	1920-1929	Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio)
					Dívida Bruta / Patrimônio Líquido
1935	Winakor Arthur e Smith Raymond	21	183	1921-1931	Capital de Giro
1936, 1942	Merwin Charles	48	939	1926-1936	Capital de Giro
					Liquidez Geral
					Dívida Bruta / Patrimônio Líquido
1966, 1968	Beaver William	30, 14	158	1954-1964	Dívida Bruta / EBITDA
					Dívida Bruta / Patrimônio Líquido
					Rentabilidade do Ativo
1968, 1983	Altman Edward	22	66	1946-1965	Giro do Ativo
					Rentabilidade do Ativo
					Exigível Total / Ativo Total
					<i>Enterprise Value</i> / EBITDA
1972, 1977	Deakin Edward	14	64	1964-1970	Dívida Bruta / EBITDA
					Rentabilidade do Ativo
					Dívida Bruta / Ativo Total
1972	Edmister	19	42	1954-1969	Liquidez Corrente

	Robert				Capital de Giro
					Ativo Fixo / Patrimônio Líquido
1974	Blum Marc	18	115	1954 -1968	Liquidez Seca
					Liquidez Geral
					Rentabilidade do Ativo
1980	Ohlson James	9	105	1970 -1978	Liquidez Geral
					Liquidez Corrente
1984	Rose Peter e Giroux Gary	130	46	1975-1980	Liquidez Corrente
					Capital de Giro
					Ativo Fixo / Patrimônio Líquido
1984	Taffler Richard	50	90	1974-1977	Prazo Médio de Renovação de Estoques
					Giro do Ativo, Dívida Bruta / Patrimônio Líquido.
					Custo de Capital de Terceiros
1985	Zavgren Christine		45	1972-1978	Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio)
					Giro do Patrimônio Líquido
					Liquidez Seca
					Prazo Médio de Recebimento de Vendas
1980, 1988	Dambolena Ismael e Khory; Dambolena Ismael e Shulman Joel	15	68	1969-1975	Margem Líquida
					Rentabilidade do Ativo
					Alavancagem Financeira,
					Margem Lucro Operacional
					Giro do Ativo
					Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas
					Lucro Operacional / Dívida Líquida
1980	Casey Cornelius	6	30	1972-1976	Liquidez Corrente
					Exigível Total / Patrimônio Líquido
					Rentabilidade do Ativo
1985	Casey Cornelius e Bartzack Norman	8	290	1971-1982	Margem Lucro Operacional
					Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas
1985a, 1985b	Gentry James, Newbold Paul e Whitford David	8	114	1970-1980	Margem Lucro Operacional
					Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas
					Lucro Operacional / Dívida Bruta
1985	Kurokawua Yukiharu e Takahashi Kichinosuke	75	72	1968-1977	Giro do Ativo
					Capital de Giro Exigível Total / Receita
1977, 1987	Fama e Schwert; Campbell				Oscilações dos preços das ações
					<i>Dividend Yield</i>

		Dividendos Pagos por Ação
1981; 1991; 1989	Keim e Stambaugh; Campbell; Fama e French	Liquidez das ações em bolsa
1987; 2003	French, Schwert e Stambaugh; Goyal e Santa Clara	Volatilidade do mercado acionário
		LPA
		Preço / Lucro
1984	G. Bennett Stewart	EVA
1993	Ferson e Harvey	Relação cambial do euro com o dólar
		Preço / Lucro
		LPA
1995	Ohlson	valor contábil do PL no período corrente
		Lucros no período corrente
		Outras informações no período corrente
1997, 1998	Kothari e Shanken; Pontiff e Schall	Indicadores fundamentalistas
1988a, 1998	Lamont; Campbell e Shiller	Alguns indicadores de mercado que relaciona os dividendos
1999	Lee, Myers, e Swaminathan	Indicadores de atividade
2001	Lettau e Ludvigson	Indicador do consumo de riqueza
2001	Gapenski <i>et al.</i>	Indicadores de liquidez
		Indicadores de estrutura de capital
		Indicadores de rentabilidade
1999	Howe, Lewis e Lippitt	Valor Patrimonial
		Lucro
2002	Fama e French	Valor Patrimonial/Preço
2000	Cheng e McNamara; Fama e French	Preço/Lucro
2002	Alves e Scalabrin	Liquidez Corrente
		Rentabilidade do Patrimônio Líquido
2004	Rangel	Indicadores de liquidez (para alguns anos)
		Indicadores de estrutura de capital (para alguns anos)
		Indicadores de rentabilidade (para alguns anos)
1920-1990	Valderrama et al	<i>Return Over Investments</i>
		<i>Return Over Assets</i>
		<i>Price Sales Ratio</i>
		Dividendos Pagos por Ação
		Preço da Ação /EBITDA
1994	Copeland	Preço da Ação/Valor Patrimonial
		LPA
		Retorno sobre o Patrimônio Líquido

Fonte: Elaboração própria.

Porém, muitos destes trabalhos como apontam Rey (2003) devem ser analisados com precaução. Isto porque, segundo este autor, o teste estatístico de inferência (R^2) estão sobrevalorizados, o que rejeita a hipótese nula de não ser possível prever os retornos das ações através de indicadores. Isto porque no longo prazo a significância dos testes estatísticos parece ser muito baixa, descartando a hipótese de que seria possível prever retornos futuros com indicadores passados. Assim, este autor conclui que ainda os estudos de previsibilidade de retorno de ação através de indicadores ainda são inconclusivos. Outras debilidades como as mostradas pelos estudos de insolvência podem ser encontradas nestes estudos como afirma Rey (2003), como:

- Que exista um grau de variabilidade de manipulação importante nas demonstrações financeiras, e em específico naquelas contas que formam parte de alguns dos indicadores com maior capacidade preditiva;
- Que se produzam importantes mudanças nos critérios de amortização e avaliação de ativos produtivos e financeiros que se tomam conta ao elaborar as demonstrações financeiras;
- Uma falta de qualidade na auditoria anual externa, ou melhor, que tendo qualidade esta, a direção omita as posteriores ações corretivas com relação às salvaguardas e recomendações expostas no relatório final. Por exemplo, a não classificação dos saldos significativos e certas contas que forma parte de algum indicador.
- A aceitação ou não, por parte dos diretores da empresa, para adotar novos critérios propostos pelas instituições de contadores, com respeito às novas formas de registro e sua posterior expressão de certas transações dentro das demonstrações contábeis. Este é o caso daquelas contas consideradas fora do
- Balanço Patrimonial, como por exemplo, as operações originadas pelos produtos derivativos (*swaps*, *options*, *futures*, entre outras);

2.5. Principais Grupos e Indicadores Utilizados na Mensuração do Desempenho de Empresas

Para esta seção foram consultadas as pesquisas citadas na seção anterior, além das obras que contribuem por apresentar esses indicadores de forma sistematizada, como Matarazzo (2003), Iudícibus (1988), Lopes de Sá (1981, 1967), Lima (1973), Santi Filho e Olinquevitch (1995). Todos estes trabalhos trazem uma grande quantidade grupos e indicadores, de modo que serão apresentados aqueles mais importantes segundo estes autores e os mais relevantes para este trabalho, que serão utilizados na análise dos dados. As classificações dos indicadores pelos autores quanto aos grupos não são idênticas, de modo que este trabalho utilizou-se de critérios de agrupamento que levassem em consideração a homogeneidade das magnitudes envolvidas para os cálculos dos indicadores.

Segundo Mares (2006) o importante não é o cálculo de grande número de indicadores, mas de um conjunto de indicadores que permita conhecer a situação da empresa, segundo o grau de profundidade da análise desejada. Ainda segundo este autor a quantidade de indicadores segue a lei dos rendimentos decrescentes, ou seja, o aumento da quantidade de indicadores na análise não leva ao mesmo aumento da quantidade de informações.

Os Quadros 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 e 11 mostram detalhadamente cada grupo de análise de desempenho com seus respectivos indicadores, unidade de medida e metodologia de cálculo utilizada para se chegar aos valores dos indicadores obtidos na análise. Observa-se também a letra inicial do grupo de indicadores do qual cada um pertence seguido de um número, que a partir de então, passará a ser o código do indicador, para melhor representá-lo na visualização dos resultados.

O Quadro 4 mostra o grupo de análise dos indicadores fundamentalistas. Estes indicadores apresentam em sua metodologia de cálculo denominadores que levam em consideração a quantidade de ações emitidas pelas empresas, enquanto que no numerador encontram-se resultados obtidos pela empresa. Portanto são parâmetros por ação que podem ser adotados pelos investidores e acionistas na avaliação de seus papéis para tomada de decisão de comprar ou vendê-las. Por exemplo, suponha que uma empresa tenha um lucro líquido para determinado ano de U\$ 4.000.000,00 e que nesse

mesmo período tenha emitido 2.000.000 ações. Assim, seu Lucro por Ação seria de U\$ 2,00 para cada ação. Uma segunda empresa que disputa posição no portfólio de um investidor que tenha um Lucro por Ação de U\$ 10,00 para cada ação pode ser preferível àquela de Lucro por Ação de U\$ 2,00 por ação. Da mesma forma podem ser interpretados os outros indicadores deste grupo.

São os indicadores fundamentalistas mais citados nos estudos e obras: Lucro por Ação, Valor Patrimonial por Ação, Vendas por Ação, EBITDA por Ação.

O indicador Lucro por Ação da empresa interessa aos acionistas atuais e potenciais e aos administradores. O Lucro por Ação representa o valor auferido sobre cada ação emitida. O Lucro por Ação é um quociente amplamente utilizado pelos investidores nos EUA e Europa para medir a rentabilidade de uma entidade, como é citado por alguns autores em suas pesquisas na seção 2.4.. Para destacar Hendriksen e Van Breda (1999) salientam que sobre o mesmo reside uma “(...) crença de que contém informação útil para a elaboração de predições a respeito de dividendos por ação e preços de mercado futuros”. Seu propósito é indicar quão lucrativo se apresentou um empreendimento pela utilização dos recursos disponibilizados pelos acionistas. Assim quanto maior for este indicador melhor.

O indicador Valor Patrimonial por Ação é o valor patrimonial de uma ação (ou lote de 1000 ações), calculado dividindo-se o patrimônio líquido pela quantidade total de ações (ou lote de 1.000 ações) da empresa. Também é chamado de valor nominal da ação.

O indicador Vendas por Ação é obtido através da divisão das vendas pela quantidade de ações da empresa. De acordo com trabalho de O’Shaughnessy (1997) seria possível a obtenção de retornos anormais através da composição de portfólios baseados na relação entre o preço da ação e as vendas por ação da empresa. Essa relação estaria sistematicamente associada aos retornos.

O indicador EBITDA por Ação mede o quanto a empresa gera de recursos apenas em sua atividade, sem levar em consideração os efeitos financeiros e impostos para cada ação emitida. É um importante indicador para avaliar a qualidade operacional da empresa.

Quadro 4: Indicadores fundamentalistas com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
F1	Lucro por Ação	U\$ (dólares)	Lucro Líquido / Quantidade de ações
F2	Valor Patrimonial por Ação	U\$ (dólares)	(Patrimônio Líquido/Quantidade de ações) - (Capital Preferencial/Quantidade de ações)
F3	Vendas por Ação	U\$ (dólares)	Receita de Vendas / Quantidade de ações
F4	EBITDA por Ação	U\$ (dólares)	(Lucro Operacional + Depreciação + Amortização + Outras Receitas e Despesas Operacionais) / Quantidade de ações

Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 5 apresenta a categoria de análise dos indicadores de estrutura de capital. Esta categoria de análise mostra aos investidores e acionistas as decisões financeiras realizadas pela empresa para obtenção e aplicação de recursos, retratando o perfil e os custos do endividamento que podem assim afetar o valor de seus papéis. A composição da estrutura de capital pode ser denominada também de situação de endividamento. A situação de endividamento de uma empresa indica o montante de recursos de terceiros que está sendo usado, na tentativa de gerar lucros. O analista financeiro está mais interessado nas dívidas de longo prazo da empresa, uma vez que esses empréstimos comprometem a empresa com o pagamento de juros em longo prazo, assim como a devolução do principal. Uma vez que os direitos dos credores da empresa precisam ser satisfeitos antes da distribuição dos lucros aos acionistas, os acionistas atuais e potenciais mantêm-se atentos ao grau de endividamento da empresa e à sua capacidade de pagamento das dívidas. Os credores também se preocupam com o grau de endividamento e a capacidade de pagamento da empresa, pois, quanto mais endividada ela estiver maior será a probabilidade de que não consiga satisfazer às obrigações com os seus credores.

Por exemplo, suponha que uma empresa tenha uma dívida bruta de U\$ 10.000.000,00 e um patrimônio líquido de \$ 100.000.000,00. Assim sua dívida bruta / patrimônio líquido seria de 10%. Ou seja, sua dívida bruta representa 10% de seu patrimônio.

São indicadores de estrutura de capital mais citados na literatura: Dívida Bruta / Ativo Total, Dívida Bruta / Patrimônio Líquido, Dívida Líquida / Patrimônio Líquido, Lucro Operacional / Dívida Bruta, Lucro Operacional / Dívida Líquida, Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas, Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas,

Dívida Bruta / EBITDA, Dívidas de Curto Prazo / Dívida Bruta, Custo Capital de Terceiros, Exigível Total / Ativo Total, Exigível Total / Patrimônio Líquido, Exigível Total / Receita, Ativo Fixo / Patrimônio Líquido, Investimentos / Patrimônio Líquido.

O indicador Dívida Bruta / Ativo Total mede a proporção dos Ativos Totais da empresa financiada pelos credores.

Os indicadores Dívida Bruta / Patrimônio Líquido e Dívida Líquida / Patrimônio Líquido medem a proporção dos investimentos dos proprietários (Patrimônio Líquido) da empresa financiada pelos credores. A diferença é que o primeiro indicador refere-se ao total dos investimentos realizados pelos credores e o segundo somente os investimentos líquidos.

Os indicadores Lucro Operacional / Dívida Bruta e Lucro Operacional / Dívida Líquida medem a proporção que o Lucro Operacional representa sobre a Dívida Bruta e sobre a Dívida Líquida respectivamente.

Os indicadores Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas e Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas medem a proporção que o Lucro Operacional representa sobre as Despesas Financeiras, sejam elas Brutas ou Líquidas.

O indicador Dívida Bruta / EBITDA mede a proporção que a Dívida Bruta representa sobre o EBITDA. Assim quanto maior for esta proporção maior serão as dívidas para cada dólar de EBITDA gerado pela empresa.

O indicador Dívidas de Curto Prazo / Dívida Bruta mede a porcentagem que as Dívidas de Curto Prazo representam sobre a Dívida Bruta. As Dívidas de Curto Prazo costumam ser mais onerosas que as de longo prazo.

O indicador Custo Capital de Terceiros é definido de acordo com os passivos onerosos identificados nos empréstimos e financiamentos mantidos pela empresa. Traduz o custo que os credores estão dispostos a aportar seu capital na empresa.

O indicador Exigível Total / Ativo Total ou indicador de endividamento geral mede a proporção dos Ativos Totais da empresa financiada pelos credores.

O indicador Exigível Total / Patrimônio Líquido indica a relação entre os recursos de longo prazo fornecidos por credores e os recursos fornecidos pelos proprietários da empresa. É comumente utilizado para medir o grau de alavancagem financeira da empresa.

O indicador Exigível Total / Receita indica o quanto das dívidas de longo prazo representam sobre as vendas líquidas operacionais.

O indicador Ativo Fixo / Patrimônio Líquido mede quanto que para cada unidade monetária de Patrimônio Líquido existe de Ativo Fixo. Ou seja, mede a correspondência que cada unidade monetária investida pelos proprietários da empresa tem em Ativo Fixo.

O indicador Investimentos / Patrimônio Líquido mede a proporção de cada unidade monetária investida pelos proprietários da empresa que foi aplicada em investimentos em outras empresas e em empresas subsidiárias.

Quadro 5: Indicadores de estrutura de capital com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
E5	Dívida Bruta / Ativo Total	% (Porcentagem)	Dívida Bruta / Ativo Total * 100
E6	Dívida Bruta / Patrimônio Líquido	% (Porcentagem)	Dívida Bruta / Patrimônio Líquido * 100
E7	Dívida Líquida / Patrimônio Líquido	% (Porcentagem)	Dívida Líquida / Patrimônio Líquido * 100
E8	Lucro Operacional / Dívida Bruta	% (Porcentagem)	Lucro Operacional / Dívida Bruta * 100
E9	Lucro Operacional / Dívida Líquida	% (Porcentagem)	Lucro Operacional / Dívida Líquida * 100
E10	Lucro Operacional / Despesas Financeiras Brutas	Adimensional	Lucro Operacional / Despesas Financeiras
E11	Lucro Operacional / Despesas Financeiras Líquidas	Adimensional	Lucro Operacional / (Despesas Financeiras - Receitas Financeiras)
E12	Dívida Bruta / EBITDA	Adimensional	Dívida Bruta / EBITDA * 100
E13	Dívidas de Curto Prazo / Dívida Bruta	% (Porcentagem)	(Financiamentos de Curto Prazo + Debêntures de Curto Prazo) / Dívida Bruta * 100
E14	Custo Capital de Terceiros	% (Porcentagem)	Despesas Financeiras / (Financiamentos de Curto Prazo + Debênture de Curto Prazo + Financiamentos de Longo Prazo + Debêntures de Longo Prazo) * 100
E15	Exigível Total / Ativo Total	% (Porcentagem)	(Ativo Total - Patrimônio Líquido) / Ativo Total * 100
E16	Exigível Total / Patrimônio Líquido	% (Porcentagem)	(Ativo Total - Patrimônio Líquido) / Patrimônio Líquido * 100

E17	Exigível Total / Receita	% (Porcentagem)	(Ativo Total - Patrimônio Líquido) / Receita Líquida Operacional * 100
E18	Ativo Fixo / Patrimônio Líquido	% (Porcentagem)	Imobilizado / Patrimônio Líquido * 100
E19	Investimentos / Patrimônio Líquido	% (Porcentagem)	Investimentos em Subsidiárias e Outros / Patrimônio Líquido * 100

Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 6 oferece os indicadores de liquidez. Esta categoria de análise apresenta aos acionistas e investidores a situação financeira da empresa, medindo a solidez da base financeira da empresa, ou seja, mede a capacidade de a empresa pagar suas dívidas.

A liquidez de uma empresa é medida pela sua capacidade para satisfazer suas obrigações de curto prazo, na data do vencimento. A liquidez refere-se à solvência da situação financeira global da empresa, ou seja, a facilidade com a qual a empresa pode pagar suas contas.

No caso dos indicadores de liquidez acionistas tendem preferir empresas mais sólidas, e, portanto com maiores indicadores de liquidez. Neste caso uma empresa que apresentar um indicador de liquidez superior ao de outra empresa significa que ela é mais capaz de honrar suas dívidas na data do vencimento do que à outra e, portanto é uma empresa mais sólida e preferível aos olhos do investidor.

São cinco os indicadores de liquidez mais listados nos estudos. São eles: a Liquidez Geral, a Liquidez Corrente, a Liquidez Seca, o Capital de Giro e o Capital *Employed*.

A Liquidez Geral mede a capacidade de pagamento de curtos e longos prazos, ou seja, a capacidade geral de a empresa honrar suas dívidas não importando o prazo em que esta irá pagá-las.

A Liquidez Corrente mede somente a capacidade de pagamento de curto prazo da empresa, não importando se no longo prazo ela terá ou não condições de honrar suas dívidas.

A Liquidez Seca é ainda mais curto prazista pelo fato de excluir os estoques de seu Ativo Circulante, o que confere uma honradez ainda mais imediata da empresa com suas dívidas.

O Capital de Giro mede a mesma situação da Liquidez Corrente, só que em valor monetário. Trata-se de uma informação diferente pelo fato de que mostra ao investidor o

montante de Ativo Circulante que a empresa deve manter para honrar seu Passivo Circulante.

O Capital *Employed* mede a capacidade de todos os ativos da empresa, sejam ele de curtos ou longos prazos, pagar as dívidas de curto prazo da empresa em termos monetários.

Quadro 6: Indicadores de liquidez com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
L20	Liquidez Geral	Adimensional	$(\text{Ativo Circulante} + \text{Realizável em Longo Prazo}) / (\text{Passivo Circulante} + \text{Exigível em Longo Prazo})$
L21	Liquidez Corrente	Adimensional	$\text{Ativo Circulante} / \text{Passivo Circulante}$
L22	Liquidez Seca	Adimensional	$(\text{Ativo Circulante} - \text{Estoques}) / \text{Passivo Circulante}$
L23	Capital de Giro	US\$ (dólares)	$\text{Ativo Circulante} - \text{Passivo Circulante}$
L24	Capital <i>Employed</i>	US\$ (dólares)	$\text{Ativo Total} - \text{Passivo Circulante} + \text{Financiamentos de Curto Prazo} + \text{Debêntures de Curto Prazo}$

Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 7 apresenta a mostra dos indicadores de atividade. Esta categoria apresenta ao investidor e acionista elementos fundamentais para a determinação de estratégias empresariais, tanto comerciais quanto financeiras, vitais para a determinação do fracasso ou sucesso de uma empresa. Estes indicadores revelam, por exemplo, a competitividade de uma empresa e eficiência da administração de caixa, se comparada com outras do mesmo setor econômico, sob o ponto de prazos.

Os indicadores de atividade podem ser utilizados para medir a rapidez com que as contas circulantes – estoques, duplicatas a receber e duplicatas a pagar – são convertidas em vendas ou em caixa. Segundo Altman (1968) estes indicadores medem a verdadeira liquidez da empresa, uma vez que as diferenças na composição dos Ativos Circulantes e Passivos Circulantes podem afetar significativamente a real liquidez da empresa. Por este motivo os indicadores de liquidez não devem ser adotados de forma isolada para mensurar e avaliar o desempenho de uma empresa.

Os principais indicadores de atividade são: Prazo Médio de Estoques, Prazo Médio de Fornecedores, Prazo Médio de Vendas, Ciclo Financeiro e Ciclo Operacional.

O Prazo Médio de Estoques mede a atividade, ou a liquidez dos estoques da empresa. É o prazo médio necessário para a completa renovação dos estoques da empresa. Esse indicador mostra a eficiência com que os estoques são administrados e a influência que exercem sobre o retorno global da empresa.

O Prazo Médio de Fornecedores é o prazo que revela o tempo médio (em meses ou dias) que a empresa tarda em pagar suas dívidas de fornecedores.

O Prazo Médio de Vendas é um indicador útil na avaliação das políticas de crédito e cobrança. É o prazo que revela o tempo médio (meses ou dias) que a empresa despense para receber suas vendas realizadas a prazo.

O Ciclo Financeiro é o período compreendido entre a efetivação dos pagamentos e o recebimento dos clientes. É o período em que a empresa financia o ciclo operacional.

O Ciclo Operacional compreende desde a aquisição da matéria prima, sua transformação em produto acabado, sua estocagem até que seja vendido, o período em que são efetuados os pagamentos aos fornecedores e o período do recebimento das vendas. O ciclo operacional compara os prazos de pagamento e de recebimento e a rotação dos estoques. Essa comparação é de fundamental importância para o empreendimento, pois, evidencia a atividade principal da empresa, sua evolução, seu retorno e sua eficiência.

Quadro 7: Indicadores de atividade com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
A25	Prazo Médio de Estoques	Tempo (dias)	$\text{Estoques} * \text{meses} * 30 / \text{Custo dos Produtos Vendidos}$
A26	Prazo Médio de Fornecedores	Tempo (dias)	$\text{Fornecedores de Curto Prazo} * \text{meses} * 30 / \text{Custo dos Produtos Vendidos}$
A27	Prazo Médio de Vendas	Tempo (dias)	$\text{Duplicatas a receber} * \text{meses} * 30 / \text{Custo dos Produtos Vendidos}$
A28	Ciclo Financeiro	Tempo (dias)	$\text{Prazo Médio de Estoques} + \text{Prazo Médio de Vendas} - \text{Prazo Médio de Fornecedores}$
A29	Ciclo Operacional	Tempo (dias)	$\text{Prazo Médio de Estoques} + \text{Prazo Médio de Vendas}$

Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 8 mostra o grupo de análise de desempenho dos indicadores de rentabilidade. Os indicadores desta categoria mostram qual a rentabilidade dos capitais investidos pela empresa. Como um todo essas medidas permitem ao analista avaliar os lucros da empresa em confronto com um dado nível de vendas, certo nível de ativos, o investimento dos proprietários, ou o valor da ação. Sem lucros, uma empresa não atrairá capital de terceiros; ademais seus atuais credores e proprietários poderão ficar preocupados com o futuro da empresa e tentar reaver seus fundos. Segundo a maioria dos autores da seção 2.4 a rentabilidade é considerada um dos principais grupos de indicadores para os acionistas.

Cada uma das medidas de rentabilidade relaciona os retornos da empresa à suas vendas, a seus ativos, ao seu patrimônio, ou ao valor da ação. Os indicadores de rentabilidade mais comumente citados entre os autores pesquisados são: EBITDA LAIR + Despesas Financeiras Líquidas, *Pay Out*, Giro do Ativo, Giro do Patrimônio Líquido, Margem Bruta, Margem Lucro Operacional, Margem Líquida, Margem EBITDA, Rentabilidade do Ativo, Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio), Rentabilidade do Investimento em Subsidiárias, Alavancagem Financeira, Alavancagem Operacional, Depreciação / Ativo Imobilizado, Compra de Ativos Fixos / Depreciação.

O indicador EBITDA significa *Earnings before Interests, Taxes, Depreciation and Amortization*. No Brasil existe o (traduzido) LAJIDA - Lucro Antes dos Juros, Impostos, Depreciação e Amortização. Seu cálculo é bastante simples. Parte da premissa de obter informações estritamente operacionais de uma empresa. Portanto, para seu cálculo, inicia-se pelo Lucro Operacional. Assim, os Impostos sobre o lucro (*taxes*) não estarão inclusos no cômputo. Isso porque tanto o imposto de renda e a contribuição sobre lucro são influenciados por outros itens não operacionais. Do Lucro Operacional, expurgam-se as Receitas Financeiras e Despesas Financeiras (*Interest*). De uma maneira genérica, pode-se afirmar que as receitas provenientes das aplicações no mercado financeiro são inerentes ao gerenciamento de investimentos, não relativo, portanto, a decisões operacionais da empresa. Da mesma maneira, as decisões que acarretam em juros são um custo de recursos, e refletem uma escolha de financiamento.

Ao fim do cálculo, implicará em uma sigla também muito conhecida que é o EBIT (*Earnings before Interests and Taxes*), definido como o lucro que a empresa obteve proveniente das decisões operacionais da organização. A última etapa consiste em eliminar as depreciações, amortizações e exaustões (*depreciation and amortization*),

visto que as mesmas não representam desembolso por já terem produzido efeito caixa no passado. O EBITDA demonstra, portanto, uma aproximação do fluxo de caixa gerado apenas pelas atividades básicas de uma entidade.

O indicador LAIR + Despesas Financeiras Líquidas representa o Lucro Antes do Imposto de Renda mais os custos dos empréstimos contratados junto a credores. É uma medida de lucro que considera a depreciação, a amortização e as Despesas Financeiras Líquidas.

O indicador *Pay Out* é a taxa de distribuição do lucro da empresa para os acionistas na forma de dividendos ou juros sobre o capital próprio. Por meio do *Pay-Out* é possível ter uma idéia de quão bem os lucros da companhia suportam os pagamentos de dividendos. Empresas mais maduras tendem a ter um *Pay-Out* maior, enquanto que empresas em crescimento provavelmente irão reter mais lucros para investir na própria instituição, pagando assim dividendos menores ou nenhum dividendo. O cálculo do *Pay-Out* pode ser ilustrado com o seguinte exemplo: se uma empresa pagou U\$1,00 por ação em dividendos anuais e teve U\$5,00 de lucro por ação, então o *Pay-Out* nesse caso foi de 20%. A questão passa a ser se 20% é uma taxa considerada boa ou ruim para a empresa em análise. Conforme foi citado anteriormente, empresas em crescimento tendem a pagar menores dividendos, enquanto que os maiores dividendos costumam ser pagos por empresas de indústrias maduras, nas quais há pouco espaço para crescimento, daí a percepção de que um uso justificável para o lucro obtido passa a ser a distribuição aos acionistas.

O indicador Giro do Ativo indica o quanto a empresa vendeu para cada unidade monetária investida no total de seus Ativos.

O indicador Giro do Patrimônio Líquido indica o quanto a empresa vendeu para cada unidade monetária investida no total de seu Patrimônio Líquido.

O indicador Margem Bruta mede a porcentagem de cada unidade monetária de venda que restou, após a empresa ter pagado seus produtos.

O indicador Margem Lucro Operacional mede o que, com frequência, se denomina lucros puros, obtidos em cada unidade monetária de venda. O lucro operacional é puro, no sentido de que ignora quaisquer despesas financeiras ou obrigações governamentais (juros ou impostos de renda) e considera somente os lucros auferidos pela empresa em suas operações.

O indicador Margem Líquida mede a porcentagem de cada unidade monetária de venda que restou, depois da dedução total de todas as despesas, inclusive o imposto de renda. A margem líquida é uma medida bastante citada para indicar o sucesso da empresa em termos da lucratividade sobre vendas.

O indicador Margem EBITDA reflete o percentual do EBITDA em relação à Receita Líquida Operacional (EBITDA/Receita Líquida Operacional). Com este indicador, o investidor pode avaliar a performance operacional da companhia nos últimos anos.

O indicador Rentabilidade do Ativo mede a eficiência global da administração na geração de lucros com seus ativos disponíveis.

O indicador Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio) mede o retorno obtido sobre o investimento médio (ações ordinárias e preferenciais) dos proprietários da empresa. Essa é um indicador que possui uma aproximação razoável do retorno dos verdadeiros proprietários, os acionistas ordinários.

O indicador Rentabilidade do Investimento em Subsidiárias mede a eficiência dos investimentos realizados pela empresa em empresas coligadas ou controladas.

O indicador Alavancagem Financeira pode ser definida como a capacidade da empresa em usar encargos financeiros fixos para maximizar os efeitos de variações no lucro antes dos juros e imposto de renda sobre o lucro por ação. A alavancagem financeira é positiva quando os capitais de terceiros de longo prazo produzem efeitos positivos sobre o patrimônio líquido. Assim, só é vantajoso para uma empresa, os capitais de terceiros de longo prazo, quando o retorno sobre o ativo for superior ao retorno sobre o patrimônio líquido. De nada adiantaria a uma empresa captar recursos em longo prazo, se estes fizessem com que o retorno sobre o patrimônio líquido recuasse em sua posição anterior à da captação. Alavancagem financeira é a “alavanca” que esta captação produz ou não no retorno aos acionistas.

O indicador Alavancagem Operacional é a capacidade que a empresa possui, de acordo com a sua estrutura de custos fixos, para implementar um aumento nas vendas e gerar um incremento ainda maior nos resultados, ou, para diminuir as vendas e produzir uma redução maior nos resultados. O grau de Alavancagem Operacional é determinado pelo montante de Custos Fixos existentes na estrutura de resultados dos departamentos operacionais da empresa.

O indicador Depreciação / Ativo Imobilizado mede quantos por cento o Ativo Imobilizado está depreciado.

O indicador Compra de Ativos Fixos / Depreciação mede o quanto novos Ativos Fixos adquiridos pela empresa representam em termos de depreciação.

Quadro 8: Indicadores de rentabilidade com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
R30	EBITDA	US\$ (dólares)	Lucro Operacional + Depreciação + Amortização + Outras Receitas e Despesas Operacionais
R31	LAIR + Despesas Financeiras Líquidas	US\$ (dólares)	LAIR + (Despesas Financeiras Líquidas - Receitas Financeiras Líquidas)
R32	<i>Pay Out</i>	% (Porcentagem)	Dividendos / Lucro Líquido * 100
R33	Giro do Ativo	Adimensional	Receita Líquida Operacional / Ativo Total
R34	Giro do Patrimônio Líquido	Adimensional	Receita Líquida Operacional / Patrimônio Líquido
R35	Margem Bruta	% (Porcentagem)	Lucro Bruto / Receita Líquida Operacional * 100
R36	Margem Lucro Operacional	% (Porcentagem)	Lucro Operacional / Receita Líquida Operacional * 100
R37	Margem Líquida	% (Porcentagem)	Lucro Líquido / Receita Líquida Operacional * 100
R38	Margem EBITDA	% (Porcentagem)	EBITDA / Receita Líquida Operacional * 100
R39	Rentabilidade do Ativo	% (Porcentagem)	Lucro Líquido / Ativo Total * 100
R40	Rentabilidade do Patrimônio Líquido (médio)	% (Porcentagem)	Lucro Líquido / ((Patrimônio Líquido (inicial) + Patrimônio Líquido (final) / 2) * 100
R41	Rentabilidade do Investimento em Subsidiárias	% (Porcentagem)	Equivalência Patrimonial / Investimentos em Subsidiárias * 100
R42	Alavancagem Financeira	Adimensional	Lucro Líquido * Ativo Total / Patrimônio Líquido / (Lucro Líquido - Resultado Financeiro)
R43	Alavancagem Operacional	Adimensional	(Receita Líquida Operacional - Custo dos Produtos Vendidos) / (Receita Líquida Operacional - Custo dos Produtos Vendidos - Despesas Operacionais próprias)
R44	Depreciação / Ativo Imobilizado	% (Porcentagem)	(Depreciação + Amortização) / (Imobilizado (inicial) + Diferido (inicial)) * 100
R45	Compra de Ativos Fixos / Depreciação	% (Porcentagem)	(Compra de Ativos Fixos + Aumento do Diferido) / (Depreciação + Amortização) * 100

Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 9 oferece o grupo de análise de desempenho dos indicadores de mercado. Estes indicadores se caracterizam por adotar em sua metodologia de cálculo os preços das ações cotadas em bolsa e associá-los a outros dados de demonstrações financeiras. Assim esta categoria apresenta aos acionistas uma componente de mercado importante para tomada de decisões dos investidores e acionistas, uma vez que a maioria das decisões dos acionistas são perspectivas de preços das ações. Juntamente com o grupo de indicadores de rentabilidade e técnicos este é tido pelos autores como um dos mais relevantes para os acionistas.

São os indicadores de mercado mais comumente citados na literatura: Preço da Ação / Lucro, Preço da Ação / Valor Patrimonial, *Price Sales Ratio*, Preço da ação / EBITDA, *Dividend Yield* (cotação final), *Dividend Yield* (cotação inicial), Lucro / Preço da Ação, Dividendos Pagos por Ação, *Enterprise Value Enterprise*, *Value / EBITDA*, *Enterprise Value / Lucro Operacional*.

O indicador Preço da Ação / Lucro é bastante utilizado para indicar a apreciação dos proprietários sobre o valor da ação, sendo inclusive uma das formas de se determinar o valor de uma empresa. Este indicador representa o montante que os investidores estariam dispostos a pagar por unidade de lucro da empresa. O valor do Preço da Ação / Lucro indica o grau de confiança, ou certeza, que os investidores têm sobre o futuro desempenho da empresa, como foi demonstrado em pesquisas descritas na seção 2.4..

O indicador Preço da Ação / Valor Patrimonial indica o quanto a ação representa do valor patrimonial contábil.

O indicador *Price Sales Ratio* significa por quanto à ação está sendo negociada em Bolsa em relação à receita líquida da empresa. O exame histórico do PSR num determinado papel indicará se a ação está com preços baratos em relação a esse indicador.

O indicador Preço da ação / EBITDA Indica a relação entre a cotação e a geração operacional da empresa.

Os indicadores *Dividend Yield* (cotação final) e *Dividend Yield* (cotação inicial) são a relação entre o dividendo pago por ação de uma empresa e o preço dessa mesma ação. A diferença é que o primeiro se dá sobre a cotação final e o segundo sobre a cotação inicial do período analisado.

O indicador Lucro / Preço da Ação, o inverso do indicador Preço da Ação / Lucro, mostra quanto o Lucro Líquido por ação representa no seu preço.

O indicador Dividendos Pagos por Ação não é bem um indicador, mas diz ao acionista a quantidade em unidades monetárias de dividendos pagos por cada ação.

O indicador *Enterprise Value* é Valor de Mercado (VM62) adicionado a Dívida Total Líquida e a Participação dos Acionistas Minoritários.

Os indicadores *Enterprise Value* / EBITDA e *Enterprise Value* / Lucro Operacional indicam o retorno esperado sobre o valor da empresa, levando em consideração apenas os aspectos operacionais da companhia, só que o primeiro com considerando o EBITDA e o segundo o Lucro Operacional.

Quadro 9: Indicadores de mercado com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
M46	Preço da Ação / Lucro	Adimensional	Cotação da ação (não ajustada por proventos) / Lucro Líquido (por ação)
M47	Preço da Ação / Valor Patrimonial	Adimensional	Cotação da ação (não ajustada por proventos) / Patrimônio Líquido (por ação)
M48	<i>Price Sales Ratio</i>	Adimensional	Cotação da ação (não ajustada por proventos) / Receita Líquida Operacional (por ação)
M49	Preço da ação / EBITDA	Adimensional	Cotação da ação (não ajustada por proventos) / EBITDA (por ação)
M50	<i>Dividend Yield</i> (cotação final)	% (Porcentagem)	Dividendos pagos no período (por ação) / Cotação da ação (não ajustada por proventos) * 100
M51	<i>Dividend Yield</i> (cotação inicial)	% (Porcentagem)	Dividendos pagos no período (por ação) / Cotação da ação (ajustada por proventos) * 100
M52	Lucro / Preço da Ação	% (Porcentagem)	Lucro Líquido (por ação) / Cotação da ação (não ajustada por proventos) * 100
M53	Dividendos Pagos por Ação	US\$ (dólares)	Dividendos pagos no período (por ação)
M54	<i>Enterprise Value</i>	US\$ (dólares)	Valor de Mercado + Dívida Total Líquida + Participação Acionistas Minoritário
M55	<i>Enterprise Value</i> / EBITDA	Adimensional	<i>Enterprise Value</i> / EBITDA
M56	<i>Enterprise Value</i> / Lucro Operacional	Adimensional	<i>Enterprise Value</i> / Lucro Operacional

Fonte: Elaboração própria.

O Quadro 10 por sua vez apresenta os indicadores técnicos. Tais indicadores são ainda mais específicos à tomada de decisão de acionistas e investidores de bolsas de valores. Tais indicadores medem parâmetros da ação como oscilação da ação, liquidez, presença em bolsa e volatilidade, que por sua vez dão noção do risco associado ao investimento. Este grupo de indicadores não é citado pela maioria dos autores pesquisados, até mesmo pelo fato de não utilizar de nenhum componente de demonstrações financeiras para sua análise. Porém, estes constituem na prática os indicadores analisados por corretoras de valores, que informam seus clientes (os acionistas), para adequar a ação ao perfil do risco do investidor, e por isso foram acrescentados neste trabalho.

Estes indicadores são resultados de cálculos efetuados sobre as cotações. Os principais indicadores encontrados na literatura são: Oscilação, Fechamento, Liquidez em Bolsa, Presença em Bolsa e Volatilidade Anual.

O indicador Oscilação mede o quanto faltou em termos percentuais para a cotação da ação de uma determinada data se comparar com a cotação da mesma ação em uma data anterior. Assim se uma ação na data x estiver cotada a U\$ 10,00 e na data $x-1$ estiver cotada a U\$ 5,00, a Oscilação foi de -100%, indicando que da data x para a data $x-1$ houve uma desvalorização de 100%.

O indicador Fechamento mede a porcentagem que o preço de fechamento da ação no presente representa sobre o preço de fechamento da ação em uma data passada.

O indicador Liquidez em Bolsa revela a proporção do volume negociado com a ação em relação ao volume total de ações negociadas. Assim quanto maior for o volume negociado com a ação com relação ao volume total negociado maior será a liquidez da ação na bolsa. Porém este volume é ponderado pelo número de dias de negociação da ação.

Assim, mesmo que uma ação apresente alto volume negociado sobre o total de negociações realizadas em determinado período, mas todo esse volume foi negociado em um único dia, sua Liquidez em Bolsa se reduzirá. Essa ponderação pelo número de dias de negociação da ação é importante, pois evita que um único investidor, ao movimentar um grande volume na compra ou venda de ações, manipule a Liquidez em Bolsa da ação.

O indicador Presença em Bolsa mede a porcentagem de dias em que houve negociação da ação em um determinado período. Por exemplo, se em somente um dia, durante um

período de dez dias, houve a negociação de pelo menos uma ação a Presença em Bolsa desta ação é 10%. Este número indica que em somente 10% do período as ações houve negociação da ação.

O indicador Volatilidade Anual mede o quanto variam as cotações da ação com relação à cotação média de determinado período. Indica o grau médio de variação da cotação de um título ou determinado mercado de subir ou cair intensamente em um curto período de tempo. A relação da volatilidade de uma ação em relação à volatilidade do mercado acionário como um todo pode ser medida através do seu coeficiente beta. Quando se afirma que uma aplicação é extremamente volátil, entende-se que esta aplicação está sujeita a fortes oscilações, o que pode ser decorrência das perspectivas para a companhia, falta de liquidez (bastante comum entre algumas ações no Brasil), ou outras razões.

Quadro 10: Indicadores técnicos com seus respectivos códigos, modo de avaliação, unidades e metodologias de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
T57	Oscilação	% (Porcentagem)	$100 * (1 - (\text{cotação de fechamento da data } x / \text{cotação de fechamento da data } x-1))$
T58	Fechamento	% (Porcentagem)	preço de fechamento / preço de fechamento de x dias atrás
T59	Liquidez em Bolsa	% (Porcentagem)	presença em bolsa * raiz quadrada de (número negócios com a ação dentro do período escolhido / número de negócios com todas as ações dentro do período escolhido * volume em dinheiro com a ação dentro do período escolhido / volume em dinheiro com todas as ações dentro do período escolhido)
T60	Presença em Bolsa	% (Porcentagem)	$100 * \text{número de dias em que houve pelo menos um negócio com a ação dentro do período escolhido} / \text{número total de dias do período escolhido}$
T61	Volatilidade Anual	% (Porcentagem)	Raiz quadrada de $(\text{somatória de } ((\text{logaritmo neperiano das cotações de fechamento} - \text{média das cotações de fechamento})^2)) / \text{quantidade de dias} * \text{período analisado}$

Fonte: Elaboração própria.

Por fim, o último indicador é apresentado no Quadro 11. Este é o indicador de valor de mercado de uma empresa, avaliado através da cotação da ação multiplicado pela quantidade de ações emitidas. Este indicador reflete o objetivo principal da empresa, segundo estes autores, que é o de maximizar o valor de mercado da empresa. Empresas que se valorizam mais durante um período de tempo são preferíveis pelos acionistas que

aquelas que se valorizam menos, pelo fato de representarem maiores possibilidades de valorização e, conseqüentemente, de ganhos para estes.

Proventos são acontecimentos que causam descontinuidade no preço das ações, como pagamento de dividendos, bonificações e desdobramentos. Por exemplo, se as ações da empresa sofrem um desdobramento (*split*) onde cada ação antiga é substituída por dez ações novas, a cotação de suas ações vai se reduzir a um décimo de seu valor antes do desdobramento. Ou se, uma ação paga um dividendo de U\$0,50, sua cotação decrescerá U\$0,50 imediatamente após o pagamento do dividendo. É necessário então que as cotações anteriores a um provento (desde o início do histórico até o dia antes da data analisada) sejam ajustadas de maneira a serem comparáveis às cotações pós-provento e a refletir somente valorizações e desvalorizações genuínas. Como os dividendos estão incorporados em outro grupo de indicadores expurgou-se seu efeito sobre o valor para que não fosse contabilizado duas vezes.

Quadro 11: Indicador de valor de mercado com seu respectivo código, modo de avaliação, unidade e metodologia de cálculo.

Código	Indicadores	Unidade	Metodologia de Cálculo
VM62	Valor de Mercado	U\$ (dólares)	Cotação da ação (não ajustada por proventos) * Quantidade Total de Ações

Fonte: Elaboração própria.

Nota-se que os indicadores de mercado como o M54, M55 e M56 que utilizam o indicador de valor de mercado em seu cálculo representam medidas de valor de uma empresa e são, segundo estes autores consultados, bastante relevantes para tomadas de decisão dos acionistas.

3. ASPECTOS METODOLÓGICOS

3.1. Conceito de Metodologia

Segundo Gil (1999) a metodologia consiste numa investigação científica representativa de um conjunto de procedimentos intelectuais e técnicos para que os objetivos sejam atingidos.

Para Silva (2001, p.32):

A metodologia é uma etapa na qual o pesquisador irá definir onde e como será realizada a pesquisa. Definirá o tipo de pesquisa, a população (universo da pesquisa), a amostragem, os instrumentos de coleta de dados e a forma como pretende tabular e analisar seus dados. (SILVA, 2001, p. 32).

Assim, a metodologia é uma fase que orienta o estudioso na busca das fontes e ferramentas auxiliares da pesquisa. A seguir, são apresentados os procedimentos metodológicos utilizados para a sua realização.

3.2. Caracterização e estrutura metodológica da pesquisa

De acordo com Silva (2001) “Pesquisa é um conjunto de ações, propostas para encontrar a solução para um problema, que têm por base procedimentos racionais e sistemáticos”. Portanto, a pesquisa é realizada quando se tem um problema e não se tem informações para solucioná-lo.

Para Gil (1999, p.15), a pesquisa tem um caráter pragmático e pode ser definida como um “processo formal e sistemático de desenvolvimento do método científico”. Gil (1999, p.17) complementa que “o objetivo fundamental da pesquisa é descobrir respostas para problemas mediante o emprego de procedimentos científicos”.

Para a classificação desta presente pesquisa, teve-se como referência os estudos de Silva (2001), Gil (1999) e Yin (2001) que admitem quatro formas de classificar as pesquisas científicas, quais sejam: sob o ponto de vista da sua natureza, do ponto de vista da

forma de abordagem do problema, do ponto de vista de seus objetivos e do ponto de vista dos procedimentos técnicos.

3.2.1. Em relação à natureza

O presente estudo classifica-se como pesquisa aplicada, pois segundo Silva (2001, p.20) esta “objetiva gerar conhecimentos para aplicação prática dirigidos à solução de problemas específicos, envolvendo verdades e interesses específicos”.

Pode-se considerar que este trabalho seja uma pesquisa aplicada, pois envolve o interesse de investidores e de empresas de determinados países e setores, podendo ser utilizada no cotidiano do mercado acionário para tomada de decisões.

3.2.2. Em relação à forma de abordagem

Quanto à forma de abordagem este trabalho se caracteriza principalmente como pesquisa quantitativa, que de acordo com Silva considera que:

Na pesquisa quantitativa considera que tudo pode ser quantificável, o que significa traduzir em números opiniões e informações para classificá-las e analisá-las. Requer o uso de recursos e de técnicas estatísticas (percentagem, média, moda, mediana, desvio-padrão, coeficiente de correlação, análise de regressão, etc.) (SILVA, 2001, p. 43).

Este estudo utiliza-se de técnicas estatísticas e de análise multivariada para:

- 1) Média aritmética: Calcular as médias dos indicadores tidos como variáveis independentes de 2002 a 2004 e do indicador tido como variável dependente de 2005 e 2006;
- 2) Regressão Linear Múltipla e Regressão Logística Binária:
 - Verificar o relacionamento destes indicadores (variáveis independentes) com o valor de mercado das Sociedades Anônimas (variável dependente);

- Verificar a possibilidade de distinguir (entre empresas que valorizam e empresas que não valorizam) e antever em dois anos o valor de mercado futuro do conjunto de Sociedades Anônimas através do desempenho medido pelos indicadores dos últimos três anos;
- Verificar a possibilidade de distinguir (entre empresas que valorizam e empresas que não valorizam) e antever em dois anos o valor de mercado futuro para cada um dos setores econômicos das Sociedades Anônimas através do desempenho medido pelos indicadores dos últimos três anos;
- Identificar para cada setor econômico os indicadores que maior influência tem sobre o valor de mercado futuro, assim como criar um modelo para cada setor.

3.2.3. Em relação ao objetivo proposto

As pesquisas científicas são classificadas conforme os objetivos que se propõem a atingir.

O objetivo geral consiste deste trabalho, como colocado na Introdução, em verificar a funcionalidade da utilização de indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – para empresas de diferentes países e setores dos três últimos anos para prever o valor de mercado para os próximos dois anos.

Assim, segundo Silva (2001), Yin (2001) e Gil (1999) este trabalho se enquadra no grupo de pesquisa descritiva, pois, para este autor este tipo de pesquisa se caracteriza pelo fato de evidenciar as particularidades do contexto abordado pelo pesquisador.

Ressalta-se que as principais características deste tipo de pesquisa estão na utilização de técnicas padronizadas de coleta de dados, como por exemplo, as demonstrações contábeis, que têm por objetivo analisar as peculiaridades de um grupo e o relacionamento entre variáveis pesquisadas podendo até determinar a natureza dessa relação.

Yin (2001) afirma também que, nesse tipo de trabalho, o pesquisador não possui controle sobre os eventos comportamentais, e a pesquisa está focalizada em acontecimentos contemporâneos.

3.2.4. Em relação aos procedimentos adotados

Este estudo, segundo Gil (1999), quanto aos procedimentos técnicos adotados pode ser classificados em duas categorias: pesquisa documental e *expost-facto*.

Segundo este autor uma pesquisa é classificada como documental quando é elaborada a partir de materiais que não receberam tratamento analítico, que é o caso das demonstrações contábeis que serviram como fonte de dados para análise.

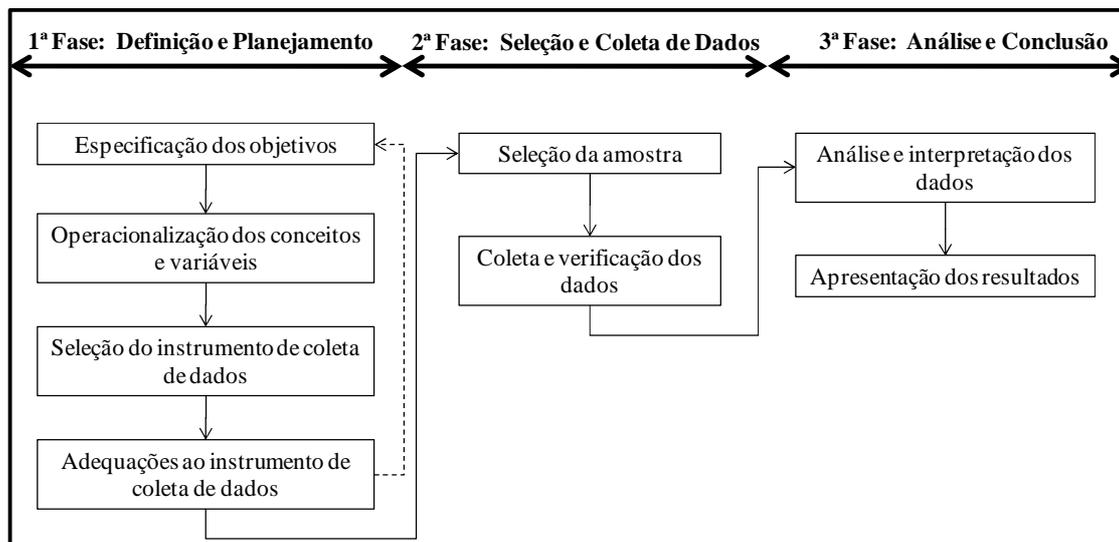
A partir destes dados foram realizadas adaptações e a análise como atualização pela inflação de cada país e conversão das demonstrações para dólar e o cálculo dos indicadores, na tentativa de padronizar estes dados para ser possível a comparação.

Esta pesquisa pode ser ainda classificada como *expost-facto* pelo fato de que o “experimento” se realiza depois dos fatos já terem ocorrido. Isto porque o período analisado é compreendido pelos anos 2002, 2003, 2004, 2005 e 2006 e, apesar de o estudo buscar a possibilidade de uma previsão de valor de mercado, esta está sendo analisada com dados referentes a situações que já ocorreram, e, portanto com fatos concretos e consolidados em um período de tempo.

3.3. Delineamento da pesquisa

O delineamento deste trabalho refere-se ao método de investigação adotado para obter, analisar e apresentar os resultados determinados pelo objetivo geral e específico. A Figura 1 destaca o modelo a ser utilizado como orientação do levantamento de dados, constituído de três fases:

Figura 1 - Modelo de pesquisa adotado para este trabalho.



Fonte: adaptado de YIN (2001, p.73) e GIL (1999, p.86).

3.3.1. Primeira Fase: Definição e Planejamento

Segundo Gil (1999), nesta primeira fase, ocorre o esclarecimento e a delimitação de toda a pesquisa. A importância desta fase está, justamente, na definição dos objetivos gerais e específicos, na operacionalização dos conceitos e variáveis, na elaboração do instrumento de coleta de dados, até atingir o pré-teste do instrumento de investigação. A seguir, as principais etapas desta fase:

– *Especificação dos objetivos*: Indica a direção a seguir para a pesquisa e é constituída pelos objetivos gerais e específicos, colocados na Introdução deste trabalho. Ainda segundo Gil (1999, p.86), “enquanto o objetivo geral refere-se aos conceitos mais ou menos abstratos, os objetivos específicos referem-se às características que podem ser observadas e mensuradas em determinado grupo”;

– *Operacionalização dos conceitos e variáveis*: Gil (1999, p.88) afirma que “os conceitos ou variáveis utilizados nos levantamentos de dados são definidos como empíricos ou não.” Os conceitos ou variáveis empíricos são aqueles passíveis mensuração imediata, pois referem aos fatos ou fenômenos facilmente observáveis. Por tal motivo, as variáveis deste trabalho o valor de mercado como variável dependente e os indicadores do grupo fundamentalista, estrutura de capital, liquidez, atividade,

rentabilidade, mercado e técnicos, como variáveis independentes, são consideradas empíricas por Gil (1999).

Quanto à caracterização do momento do estudo, Freitas *et al* (2000, p.106) definem “como de corte-transversal, em inglês *cross-sectional*”, pois a coleta dos dados ocorre em um só momento, pretendendo-se descrever e analisar o estado de uma ou várias variáveis em um dado momento. Assim este trabalho procurou analisar dois momentos distintos: o período trienal compreendido pela agregação dos anos 2002, 2003 e 2004 o período bienal compreendido pela agregação dos anos 2005 e 2006. Portanto, não houve uma análise feita ano a ano, o que caracterizaria este trabalho como de série-temporal, mas sim de um triênio com um biênio, o caracterizando como *cross-sectional*;

– *Seleção do instrumento de coleta de dados*: Para a coleta de dados, foram utilizados documentos contábeis, ou seja, as demonstrações financeiras ajustadas e padronizadas das empresas que se pretende analisar, tais como Balanço Patrimonial, Demonstração do Resultado do Exercício e Notas Explicativas. Além das demonstrações foram também utilizados dados das bolsas de valores em que estavam listadas as empresas analisadas, tais como cotações das ações (preço das ações) e quantidade de ações emitidas, além de dados técnicos das bolsas como quantidade e volume de negociação da ação na bolsa. Estes dados foram coletados com a ajuda da base de dados do Economática.

– *Adequações ao instrumento*: De acordo com os problemas que a utilização das demonstrações contábeis como fonte de dados para a pesquisa científica, este instrumento foi readequado com a finalidade de torná-las mais científicas e confiáveis.

Dentre as adequações feitas pode-se citar:

- A atualização do efeito inflacionário sobre as demonstrações através da atualização monetária pelos principais índices de inflação de cada país;
- A correção do efeito cambial com a conversão à cotações cambiais vigentes na época, após atualização monetária, para moeda forte (dólar norte americano);

- a padronização das demonstrações contábeis para um único padrão de apresentação de contas (o padrão de apresentação norte-americano) possibilitando o cálculo dos indicadores⁷.

3.3.2. Segunda Fase: Seleção, coleta e ajustes dos dados

Seleção da amostra: Esta pesquisa, a princípio, procurou estudar toda a população de empresas do banco de dados do Economática. Porém, alguns dados não foram possíveis de serem obtidos, devido a base de dados apresentar *missing values*, o que levou à exclusão de algumas empresas para que as análises estatísticas não ficassem comprometidas. Assim, pode-se afirmar que esta pesquisa, para a seleção da amostra, foi utilizado o método não-probabilístico, do tipo “por conveniência”. O critério adotado foi a presença da empresa no banco de dados do Economática que possuam os dados necessários para a análise. Maiores detalhes vide item 3.3.2.2.

– *Coleta e verificação dos dados*: De acordo com Gil (1999), a coleta de dados pode ter diversas origens, classificada por meio de mecanismos de obtenção. As principais fontes de dados são os dados primários e os dados secundários. Esta pesquisa fará uso de coleta de dados secundários, ou seja, de dados já elaborados e disponibilizados ao público pelas demonstrações financeiras e bolsas de valores.

3.3.2.1. A Escolha da População de Empresas

Para a realização deste estudo utilizou-se da base de dados do *software* Economática. Esta base abrange a totalidade das empresas listadas em bolsas de valores da Argentina (BCBA), Brasil (Bovespa e SOMA), Chile (BCS), Colômbia (BVC), México (BMV), Peru (BVL), Venezuela (BVC) e a quase totalidade de empresas listadas nas bolsas dos Estados Unidos (AMEX, NYSE, NASDAQ e OTC).

⁷ a padronização das demonstrações contábeis para o padrão de apresentação norte-americano não significa transformação das contas para o padrão US-GAAP. As contas simplesmente passaram a ser exibidas segundo as rubricas utilizadas em demonstrações norte-americanas.

A base de dados do Economática possui as demonstrações financeiras destas empresas divulgadas trimestralmente, mas que podem ser consolidadas conforme queira o pesquisador. No caso desta pesquisa as demonstrações foram consolidadas anualmente, do dia primeiro de janeiro ao dia 31 de dezembro. Além das demonstrações financeiras, o Economática possui dados técnicos das ações (oscilação, fechamento, volatilidade, etc.) e a cotação das ações destas empresas atualizadas diariamente. Estes dados foram necessários para se calcular os indicadores de desempenho, para posterior análise da relação de cada um deles com valor de mercado futuro destas empresas. Tais indicadores de desempenho foram escolhidos após uma revisão da literatura que apontaram quais são os principais grupos e indicadores utilizados na mensuração do desempenho de empresas, abordados no item 2.5 do Capítulo 2.

Cabe ressaltar que a quantidade de empresas listadas nas bolsas de valores varia de períodos em períodos, devido às entradas e saídas de novas participantes do mercado acionário. Uma particularidade da base de dados do Economática é que as empresas que cancelaram seus ativos nas bolsas de valores continuam na base de dados para consulta. Assim a população de empresas coletadas na base de dados corresponde àquelas listadas em suas respectivas bolsas até o dia 19/05/2007, o que inclui àquelas que cancelaram seus ativos em data anterior.

A população de empresas distribuídas por países pode ser vista na Tabela 2.

Tabela 2: População de empresas distribuídas por países.

Países	Quantidade de empresas	%
Argentina	101	4
Brasil	598	21
Chile	281	10
Colômbia	68	2
Estados Unidos	1471	51
México	182	6
Peru	175	6
Venezuela	49	2
Total	2925	100

Fonte: Elaboração própria.

A base de dados do Economática até a data 19/05/2007 é constituída por 2925 empresas listada nas bolsas da Argentina, Brasil, Chile, Colômbia, Estados Unidos, México, Peru

e Venezuela. Pela Tabela 2 percebe-se que a maioria das empresas são norte-americanas e brasileiras. Estes países possuem mais empresas de capital aberto devido aos seus mercados de capitais serem mais desenvolvidos dentre os demais países estudados. Por outro lado Colômbia e Venezuela são pouco representativas neste universo.

Esta população pode ser ainda distribuída de acordo com o setor econômico a qual cada uma pertence, que pode ser visto na Tabela 3.

Tabela 3: Quantidade de empresas analisadas distribuídas por setores econômicos.

Setor Econômico	Quantidade de empresas	%
Agropecuária e Pesca	58	2
Alimentos e Bebidas	156	5
Comércio	227	8
Construção	74	3
Eletroeletrônicos	182	6
Energia Elétrica	141	5
Finanças e Seguros	417	14
Fundos	109	4
Máquinas Industriais	67	2
Mineração	80	3
Minerais não Metálicos	43	1
Papel e Celulose	38	1
Petróleo e Gás	114	4
Química	179	6
Siderurgia e Metalurgia	114	4
Software e Dados	96	3
Telecomunicações	130	4
Têxtil	76	3
Transportes e Serviços	71	2
Veículos e Peças	63	2
Outros	490	17
Total	2925	100

Fonte: Elaboração própria.

A base de dados do Economática distingue 21 setores econômicos. Pela Tabela Y percebe-se que o setor econômico “Finanças e Seguros” abarca 14% de todas as empresas analisadas, sendo este o setor com o maior número de empresas. O setor “Outros” não corresponde a um setor específico, sendo esta denominação auferida pelo próprio Economática para aquelas empresas que não têm uma atividade principal bem definida, participando de vários setores ao mesmo tempo.

3.3.2.2. A Escolha da Amostra de Empresas

Inicialmente pensou-se em trabalhar com a população de 2925 empresas. Porém esta situação não foi possível pelo fato de haver *missing values*, ou valores perdidos, na base de dados da população, o que comprometeria e impossibilitaria a análise estatística. Estes *missing values* encontrados devem-se ao fato de que:

- Parte das empresas que cancelaram seus ativos nas bolsas de valores, ou que possuem características muito específicas devido suas atividades não possuíam ou possuíam dados incompletos para o período analisado (2002 a 2006);
- Ausência de dados para se calcular o valor de mercado das empresas, tais como quantidade de ações e informações sobre proventos;

Este problema de *missing values* com os dados da população levou a exclusão de empresas com tais problemas que comprometessem a análise estatística. Desta forma das 2925 restou um conjunto de 1899 empresas, destituídas de tal problema sendo selecionadas como a amostra deste estudo.

No entanto para poder ser considerada uma amostra estas 1899 empresas precisam ser representativas da população. Neste intuito a Tabela 4 faz a comparação entre o percentual da amostra com o percentual da população quanto à classificação de países.

Tabela 4: Comparação entre o percentual da amostra com o percentual da população quanto à classificação de países.

País	Frequência	% Amostra	% População
Argentina	66	3	4
Brasil	232	12	21
Chile	145	8	10
Colômbia	30	2	2
Estados Unidos	1236	65	51
México	102	5	6
Peru	61	3	6
Venezuela	27	1	2
Total	1899	100	100

Fonte: Elaboração própria.

Percebe-se que, como na população, a amostra também possui maior número de empresas americanas e brasileiras e continuam sendo pouco representativas as empresas venezuelanas e colombianas.

De outro lado é necessário comparar também quanto às características do setor econômico em que estão classificadas as empresas, para verificar se a amostra segue as características de distribuição da população. Esta comparação pode ser vista na Tabela 5.

Tabela 5: Comparação entre o percentual da amostra com o percentual da população quanto ao setor econômico.

Setor Econômico	Frequência	% Amostra	% População
Agropecuária e Pesca	29	2	2
Alimentos e Bebidas	82	4	5
Comércio	167	9	8
Construção	44	2	3
Eletroeletrônicos	152	8	6
Energia Elétrica	90	5	5
Finanças e Seguros	270	14	14
Fundos	82	4	4
Máquinas Industriais	52	3	2
Mineração	58	3	3
Minerais não Metálicos	26	1	1
Papel e Celulose	28	1	1
Petróleo e Gás	91	5	4
Química	116	6	6
Siderurgia e Metalurgia	65	3	4
Software e Dados	70	4	3
Telecomunicações	49	3	4
Têxtil	41	2	3
Transportes e Serviços	50	3	2
Veículos e Peças	43	2	2
Outros	294	15	17
Total	1899	100	100

Fonte: Elaboração própria.

Percebe-se que o setor Finanças e Seguros continua sendo o de maior peso na amostra assim como o era na população e os demais setores seguem sua proporcionalidade, de modo que pela Tabela 4 e pela Tabela 5 pode-se afirmar que a amostra das 1899 empresas segue características muito semelhantes à da população de empresas, o que faz desta amostra representativa de tais características.

Cabe ainda salientar que uma distribuição exatamente igual à da população não foi realizada pelo fato de tentar preservar o maior número de empresas possível para a análise de dados, excluindo-se da análise somente aquelas com informações insuficientes para a aplicação dos métodos estatísticos.

3.3.2.3. Os Indicadores e o Período de Tempo Analisado

Através da pesquisa bibliográfica realizada e incluída no Capítulo 2, item 2.5, os principais indicadores e grupos de indicadores levantados, num total de 62 indicadores distribuídos em 8 grupos, foram considerados na análise. Para melhor visualização foi elaborado o Quadro 12.

Quadro 12: Grupo de indicadores, relações entre indicadores e período analisado.

Grupo de Indicadores	Relações entre indicadores	Período Analisado	Quantidade de Indicadores	%
Indicadores Fundamentalistas	Independente	2002 a 2004	4	6
Indicadores de Estrutura de Capital	Independente	2002 a 2004	15	24
Indicadores de Liquidez	Independente	2002 a 2004	5	8
Indicadores de Atividade	Independente	2002 a 2004	5	8
Indicadores de Rentabilidade	Independente	2002 a 2004	16	26
Indicadores de Mercado	Independente	2002 a 2004	11	18
Indicadores Técnicos	Independente	2002 a 2004	5	8
Indicador de Valor	Dependente	2005 a 2006	1	2
Total			62	100

Após buscar na literatura os principais indicadores, procurou-se estabelecer as relações entre eles de modo a identificar as variáveis dependentes e independentes. Como o objetivo deste trabalho é explicar o valor, o indicador de valor de mercado foi estabelecido como variável dependente e os demais indicadores como variáveis independentes.

Para as variáveis independentes calcularam-se os indicadores em um momento anterior à valorização ou desvalorização da empresa, período este compreendido entre os anos de 2002 a 2004. Para a variável dependente, calculou-se o indicador para o período de 2005 a 2006, uma vez que o objetivo é verificar o quanto estes indicadores capazes de

medir desempenhos (portanto já ocorridos) são capazes de prever situações futuras de valor de mercado das empresas.

3.3.2.4. Coleta e Ajuste dos Dados

Uma vez selecionada as 1899 empresas e os indicadores, fez-se necessário realizar alguns ajustes nas demonstrações financeiras destas empresas. Os ajustes realizados foram:

- Atualização monetária das demonstrações considerando o impacto do efeito inflacionário. Na base de dados do Economática as demonstrações são atualizadas monetariamente de acordo com um índice de inflação de seu respectivo país;
- Padronização das diferentes unidades monetárias das demonstrações das empresas estudados para dólar norte-americano. Os dados das demonstrações financeiras foram convertidos para dólar, de acordo com a taxa de câmbio média de cada país no seu respectivo ano;
- Padronização das demonstrações contábeis para um padrão de apresentação de contas único. Ajustes foram realizados para possibilitar o cálculo dos indicadores. Estes ajustes foram realizados com o auxílio do software Economática.
- Exclusão dos dados atípicos (*outliers*) da amostra dos dados. Os casos atípicos são magnitudes extremas que tem influência negativa ou ilógica nos resultados. As análises multivariadas requerem previamente um exame rigoroso dos dados, pois como aponta Hair (2000) a influência de dados atípicos pode agravar-se através da perda de variáveis e ter efeitos substancialmente diferentes. Por isso, este autor aponta que o investigador de um problema multivariado tem que ocupar parte de seu tempo na utilização de medida de diagnóstico da base de dados para um maior entendimento dos dados e das relações básicas existentes nela.

3.3.3. Terceira Fase: Análise e Conclusão

A última fase de uma pesquisa científica envolve segundo Gil (1999) a análise, a interpretação e, por fim, a apresentação dos resultados.

Segundo Alves-Mazzotti e Gewandszajder (2002, p.170):

As pesquisas (...) geram um enorme volume de dados que precisam ser organizados e compreendidos. Isto se faz através de um processo continuado em que se procura identificar dimensões, categorias, tendências, padrões, relações, desvendando-lhes o significado. Este é o processo complexo, não-linear, que implica um trabalho de redução, organização e interpretação dos dados que se inicia já na fase exploratória e acompanha toda a investigação. Na medida em que os dados vão sendo coletados, o pesquisador vai procurando (...) identificar temas e relações, construindo interpretações e gerando novas questões e/ou aperfeiçoando as anteriores, o que, por sua vez, o leva a buscar novos dados, complementares ou mais específicos, que testem suas interpretações, num processo de “sintonia fina” que vai até análise final” (ALVES-MAZZOTTI e GEWANDSZNAJDER, 2002, p. 170).

Neste estudo, a interpretação foi um momento significativo do pesquisador com os dados disponíveis, dos quais se extraíram as informações para a interpretação do pesquisador. Esta fase foi importante para as conclusões do trabalho, para as recomendações de trabalho futuro e para a própria Ciência repensar a utilização de indicadores.

A análise de dados envolve a organização dos dados obtidos e a realização dos cálculos estatísticos. Segundo Freitas *et al* (2000), a análise depende do tipo de variáveis utilizadas, que podem ser classificadas em: variáveis nominais, ordinais e contínuas. Nesta pesquisa, foram utilizadas variáveis contínuas para as variáveis independentes e contínuas e *dummy* (do tipo valoriza ou desvaloriza) para a variável dependente.

A interpretação dos dados e a apresentação dos resultados utilizaram-se de métodos estatísticos multivariados como a regressão linear multivariada e a regressão logística binária para responder aos objetivos traçados desta pesquisa.

3.3.3.1. Cálculo dos Indicadores

A base de dados constituída pelas 1899 empresas agrupadas em países e setores económicos e os 62 indicadores agrupados em grupos que analisam o desempenho ofereceu o insumo para se responder aos objetivos deste trabalho.

Em primeiro lugar foram calculados os 62 indicadores para cada uma das 1899 empresas para os anos de 2002, 2003, 2004, 2005 e 2006. O cálculo destes indicadores obedeceu a metodologia de cálculo exposta nos quadros da seção 2.5, do Capítulo 2.

3.3.3.2. Identificação das Variáveis Dependentes e Independentes

Em segundo lugar, como o objetivo deste trabalho é analisar a associação entre o valor de mercado futuro das empresas com diversos tipos de indicadores, estabeleceu-se o indicador de valor de mercado como variável dependente. Conseqüentemente os demais indicadores (sessenta e um) foram identificados como as variáveis independentes que poderiam explicar em maior ou menor grau o valor de mercado futuro das empresas analisadas.

3.3.3.3. Cálculo da Média e da Variação dos Indicadores

Estes dados de indicadores foram trabalhados para se obter informações relevantes das empresas. Uma vez que a variável dependente pode ser explicada tanto estática quanto dinamicamente, foram calculados para todos os sessenta e dois indicadores a média (medida estática) e a variação (medida dinâmica), sendo ambas as medidas fáceis e factíveis de serem utilizadas pelos investidores. Assim a variação ou a média do indicador valor de mercado futuro é função da variação e da média dos indicadores considerados como variáveis independentes.

Como a variável independente é *expost facto*, ou seja, o valor de mercado que se pretende analisar acontece em um momento posterior aos desempenhos apresentados pelos demais indicadores, variáveis independentes, a variação e a média daquela foram calculadas tendo como base os anos de 2005 a 2006 e a variação e média destas tendo

como base os anos de 2002 a 2004. Assim, os sessenta e um indicadores tidos como variáveis independentes foram calculadas as variações e médias de 2002 a 2004, momento anterior à valorização ou desvalorização de mercado, variável dependente, que ocorreu posteriormente em 2005 a 2006. Desta forma pretende-se avaliar como as variáveis independentes em um momento anterior (2002 a 2004) foram capazes de antever o valor de mercado das empresas ocorrido em 2005 e 2006.

3.3.3.4. Aplicação das Técnicas Estatísticas (regressão linear múltipla, regressão logística binária)

Para Hair (2000), uma vez selecionado os dados, o primeiro passo seria avaliar os pressupostos subjacentes que são tão importantes quanto o resultado final. Todas as técnicas multivariadas têm pressupostos subjacentes, tanto conceituais como estatísticos, que se vêem afetados de forma significativa para representar relações multivariadas. Assim, o exame da base de dados é complexo e leva tempo.

Outros problemas que encontra o pesquisador quando examina a base de dados são: como avaliar e solucionar os problemas de dados ausentes, a identificação de casos atípicos e a comprovação dos pressupostos subjacentes dos modelos multivariados preditivos. Por último, é necessário considerar os pressupostos que são subjacentes a análise multivariada utilizada.

Esta pesquisa preocupou-se com cada um destes pontos de forma que os valores perdidos e os casos atípicos foram excluídos da base de dados e testes quanto a normalidade, homocedasticidade, independência de erros e linearidade foram realizados, uma vez que foram feitas análises de regressão linear multivariada. Preferiu-se excluir os casos com valores perdidos, para preservar as variáveis (indicadores). Por este motivo os 62 indicadores foram mantidos e os 2925 casos iniciais foram redimensionados para 1889 casos.

Outro problema que poderia ser encontrado na base de dados é a redundância de alguns indicadores, provocada pela alta correlação entre indicadores das variáveis independentes. Este fato pode ser explicado pela utilização de magnitudes iguais ou semelhantes entre os indicadores levantados pela pesquisa bibliográfica. Porém, ao

realizar as técnicas estatísticas com o auxílio do software SPSS 14.0, o mesmo se encarregou de eliminar do modelo àqueles indicadores redundantes ou colineares, inserido uma condição de alto Eigenvalue (não próximos a zero) para cada variável que entrasse no modelo.

As variáveis foram analisadas sob a ótica da regressão linear múltipla e da regressão logística binária, para o conjunto das 1899 empresas, e em um segundo momento para cada setor econômico. Assim analisou-se a força da associação entre a variável dependente (valor de mercado futuro) com as variáveis independentes (sessenta e um indicadores), criaram-se modelos de previsão de valor de mercado gerais e setoriais para que possam ser comparados e forneceu-se uma ferramenta para o investidor tomar suas decisões podendo classificar cada empresa em “passível de valorização” e “passível de desvalorização” de acordo com os indicadores de desempenho dela.

3.3.3.4.1. Regressão Linear Múltipla

A regressão linear múltipla é uma técnica estatística que pode ser útil na análise da relação entre uma variável dependente, a resposta, e diversas variáveis independentes, chamadas preditores, ou variáveis regressoras. O objetivo da técnica é usar as variáveis independentes, conhecidas, para prever a variável dependente, selecionada pelo pesquisador, cujo valor nas circunstâncias pesquisadas é desconhecido.

As variáveis independentes são ponderadas por coeficientes, calculados pela técnica, que representam as contribuições individuais dos preditores para a previsão global. A relação entre os coeficientes pode indicar o grau de influência que cada preditor possui na previsão, havendo a possibilidade de dois ou mais preditores correlacionados entre si contribuírem simultaneamente para a mesma variação da resposta.

Na regressão linear múltipla há uma variável dependente, a resposta ou predito, e variáveis independentes, os preditores. A inclusão e a importância dos preditores no modelo devem ser justificadas por uma teoria que explique a relação de causalidade entre o predito e os preditores. A seleção indiscriminada ou apenas em bases empíricas de variáveis viola bases conceituais do modelo. A resposta é determinada pelo objetivo do pesquisador, mas os pesquisadores podem incluir variáveis irrelevantes ou excluir

variáveis relevantes. No primeiro caso, reduz-se a parcimônia do modelo e “mascaram-se” efeitos das variáveis realmente úteis, o que pode prejudicar a interpretação dos resultados.

No segundo caso reduz-se a precisão do modelo e, caso a variável excluída seja correlacionada a uma variável inclusa, esta variável descreverá sozinha um efeito compartilhado. Essas considerações reforçam a necessidade de suporte teórico, como o apresentado na seção 2.4 e 2.5, na escolha dos preditores (HAIR et al., 1998).

A regressão linear múltipla adota a forma geral apresentada na Equação 2, na qual Y é a variável dependente ou resposta, b_0 é o intercepto ou constante, os b_n são os coeficientes dos preditores e os X_n , as variáveis dependentes ou preditores.

$$Y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + e \quad \text{Equação 2}$$

Para o cálculo dos coeficientes, parte-se de um conjunto de observações, compostas por preditores e uma resposta. Calcula-se a soma dos quadrados das diferenças entre o valor predito pelo modelo para uma dada observação e a observação real, deriva-se e iguala-se a zero. Chega-se a um sistema de equações que, resolvidas, apontam os coeficientes que produzem a menor soma quadrática de erros. Este é o método dos mínimos quadrados e será empregado na análise de regressão (DRAPER e SMITH, 1981).

O pesquisador pode suspeitar da existência de relações não-lineares entre a resposta e os preditores ou de interação entre preditores. Tais relações surgem em gráficos de regressão parciais, nos quais a resposta é plotada contra um único preditor.

Algumas premissas são necessárias antes de validar o modelo. Deve haver linearidade entre o fenômeno e os preditores (o coeficiente não muda ao longo do domínio do preditor) e não deve haver observações com influência desproporcional no resultado. Além disso, a variância do erro deve ser constante ao longo das observações, os erros devem ser independentes, tanto no tempo como entre si, e devem seguir uma distribuição normal.

Caso essas premissas não sejam atendidas, é possível que uma transformação nas variáveis problemáticas (radiciação, logaritmo, etc.) produza a linearidade. Verificam-se as premissas plotando um diagrama X-Y entre preditores e resposta, que devem apresentar comportamento linear, sem pontos claramente isolados da massa de dados, ou um diagrama X-Y entre resíduos e preditos, que deve apresentar correlação próxima

a zero (formato de nuvem), sem pontos claramente isolados da massa de dados. Também é possível a verificação por meio de um histograma ou papel de probabilidade normal dos erros, que deve apresentar aderência a uma distribuição normal, ou testes não-paramétricos de ajuste de normalidade, como o teste “qui-quadrado” ou o teste de Kolmogorov-Smirnoff (HAIR ET AL., 1998).

Outra questão relevante é a seleção do método para introduzir as variáveis independentes da análise. Utilizando distintos métodos podem-se construir diversos modelos de regressão a partir do mesmo conjunto de variáveis. Os valores de significação dos resultados se baseiam no ajuste de um único modelo.

Todas as variáveis devem superar o critério de tolerância para que possam ser introduzidas na equação independentemente do método de entrada especificado. Muito menos se introduz uma variável se esta provocar que a tolerância de outra já presente no modelo se situe abaixo do critério de tolerância. Um ótimo nível de tolerância, segundo Hair et al (1998) é 0,0001, que foi adotada para este trabalho.

Para todas as regressões lineares realizadas utilizou-se do método *Stepwise* como método de introdução das variáveis independentes, com os seguintes critérios para seleção e exclusão das variáveis:

- Para que uma variável seja incluída no modelo esta deve ter uma Probabilidade de F menor ou igual a 0,5;
- Para que uma variável seja excluída do modelo esta deve ter uma Probabilidade de F menor ou igual a 0,1.

Este método foi escolhido pelo seu poder de resumir as variáveis independentes realmente significantes e que se relacionam com a variável dependente, o que vem de acordo com os objetivos específicos deste trabalho, ao se eleger as variáveis que mais se relacionam com o valor de mercado. Além do mais tal método eliminou possíveis problemas de grau de liberdade, no qual para alguns setores não teriam uma quantidade de casos suficientes dado o número de indicadores (variáveis independentes) que se deseja estudar.

Pelo fato das variáveis independentes do modelo de regressão linear possuírem diferentes unidades de medida (variação, dólares, adimensional e percentagem), os coeficientes adotados para o modelo são os padronizados.

Para medir a robustez do modelo foram analisadas as estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e o Erro padrão. A estatística R quadrado corrigido é um avaliador mais ajustado da performance do modelo que o R quadrado por compensar a complexidade do modelo. Para comprovar se realmente o problema de multicolinearidade foi eliminado das regressões realizou-se as estatísticas de t e Sig, para medir a significância das variáveis (HAIR ET AL., 1998).

3.3.3.4.2. Regressão Logística Binária

A regressão logística é similar à análise de regressão linear múltipla. Sob certas circunstâncias pode ser possível incluir, como variáveis dependentes, as variáveis categóricas ou ordinais, ao invés das numéricas, transformadas em variáveis dicotômicas (*dummy variables*), e como variáveis independentes podem ser usadas as variáveis binárias, resultando na regressão logística (HAIR et al., 1998).

A regressão logística binária é consequência de a variável dependente ser distinguir a amostra em duas categorias, ou seja, 0 ou 1, ou “empresas passíveis de valorização” e “empresas passíveis de desvalorização”, que é o caso deste estudo.

Assim como na regressão linear na regressão logística existem distintos métodos para selecionar variáveis. Desta forma, para todas as regressões logísticas realizadas utilizou-se do método *Stepwise* como método de introdução das variáveis independentes, com o seguinte critério para seleção e exclusão das variáveis:

- Os passos finalizam-se quando as estimativas dos parâmetros variaram em menos de ,001 nas regressões logísticas realizadas, como sugere Hair et al (1998) e o próprio software utilizado SPSS 14.0.

A escolha deste método também se deu pelo mesmo motivo dos apresentados na regressão linear.

O valor de corte (valor-base que separa as empresas em duas amostras) adotado para as regressões logísticas é 0,5. Abaixo de 0,5 encontram-se as empresas que desvalorizaram e acima deste valor aquelas que valorizaram.

3.3.3.5. Comparação dos resultados obtidos pelas técnicas estatísticas utilizadas

Em quarto lugar comparou-se os resultados das análises pelos três métodos estatísticos apresentados.

Cada uma das técnicas estatísticas utilizadas e cada setor econômico aponta para indicadores específicos que têm maior capacidade de prever o valor futuro das empresas. Sendo assim, uma comparação foi estabelecida entre os setores e as técnicas estatísticas utilizadas.

3.4. Exemplo

Para efeito prático as fases percorridas nesta pesquisa serão exemplificadas. Será adotada a empresa Aracruz do setor econômico de Papel e Celulose para elucidar cada uma das etapas realizadas na análise. A escolha de uma empresa se faz necessária pela impossibilidade de apresentar os dados para os 62 indicadores das 1899 empresas de forma visualizável. Assim, os mesmos procedimentos feitos na Aracruz do setor de Papel e Celulose foram realizados para as demais empresas.

A Aracruz por ser uma empresa brasileira e que divulga suas demonstrações em reais (R\$), teve suas contas convertidas para dólar à valores médios do câmbio R\$/U\$ do respectivo ano de análise, atualizadas pelo INPC – Índice Nacional de Preços ao Consumidor – e padronizadas para um único padrão de apresentação de contas, antes de serem realizados os cálculos dos indicadores. Todas as demais empresas que não as norte-americanas, cujas demonstrações são divulgadas em outra moeda que não o dólar, passaram por este processo de conversão cambial e normativo, segundo a taxa de câmbio média do respectivo ano de cada moeda nacional em relação ao dólar. Estas empresas e inclusive as norte-americanas tiveram suas contas atualizadas pelos índices de preço de suas respectivas economias, como foram atualizadas das empresas brasileiras pelo INPC.

A primeira etapa após os ajustes dos dados das demonstrações, como apresentado, constituiu-se no cálculo dos indicadores para os anos de 2002 a 2006 através das metodologias de cálculo já apresentadas no item 2.5 do Capítulo 2. Como exemplo

toma-se como base o indicador Lucro por Ação do grupo Fundamentalista, da empresa Aracruz para o ano de 2002. Este indicador, para o ano de 2002, é calculado pela relação do lucro líquido em 31 de dezembro de 2002 com a quantidade de ações emitidas neste mesmo ano. Assim, como o lucro líquido da Aracruz neste ano foi de U\$ 3.428.075 e a quantidade de ações emitidas foi de 1.031.000.000 ações, o valor deste indicador para o ano de 2002 foi de U\$ 0,003325.

O mesmo cálculo do Lucro por Ação realizado para o ano de 2002 foi realizado para o ano de 2003 e 2004, chegando ao valor de U\$ 0,292233 e U\$ 0,390551 respectivamente.

Uma vez sabido que o Lucro por Ação é uma das variáveis independentes que explicam o valor de mercado (variável dependente), foi realizado o cálculo da variação e da média deste indicador de 2002 a 2004. Ou seja, $(U\$ 0,003325 - U\$ 0,390551) / U\$ 0,003325 \times 100$, deu um valor de variação de 11644,78%, que arredondando dá 11645%. Adicionalmente, $(U\$ 0,003325 + U\$ 0,292233 + U\$ 0,390551) / 3$, deu um valor médio de U\$ 0,228703.

Desta forma procedeu-se o cálculo para as demais 1898 empresas para os cada um dos grupos de indicadores: indicadores fundamentalistas, indicadores de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade e indicadores de mercado. A exceção está no cálculo da variável dependente, o indicador de valor de mercado e nos indicadores técnicos.

A diferença se dá pelo fato de que o indicador de valor de mercado foi calculado tendo como base os anos de 2005 e 2006, para depois estabelecer a variação e a média deste indicador neste período. Assim, para o ano de 2005, a cotação da ação, não ajustada por proventos em 31 de dezembro deste mesmo ano foi de U\$ 3,9715, e a quantidade total de ações era 1.031.000.000 ações. Portanto, multiplicando-se estes dois dados tem-se o valor de mercado para a Aracruz em 01/01/2005 era de U\$ 4.094.702.000. Para o ano de 2006, a cotação da ação, não ajustada por proventos em 31 de dezembro deste mesmo ano foi de U\$ 6,1387, e a quantidade total de ações era 1.031.000.000 ações. Portanto, o valor de mercado para a Aracruz em 31/12/2006 que foi de U\$ U\$ 6.329.102.000. Calculando a variação de 2005 a 2006 tem-se $(U\$ 6.329.102.000 - U\$ 4.094.702.000) / U\$ 4.094.702.000 \times 100$, o que dá 55%. Ou seja, a Aracruz valorizou-se de 2005 para

2006 em 55%. A média do valor de mercado (U\$ 4.094.702.000 + U\$ 6.329.102.000) / 2 foi de U\$ 5.211.902.000.

O cálculo dos indicadores técnicos é diferente porque eles já são a própria variação de 2002 a 2004. Assim, por exemplo, a oscilação das ações da Aracruz em 2002 a 2004 foi de 18.812%, ou seja, houve uma variação entre a maior e a menor cotação registrada neste período de 18,81 vezes. Para a média da oscilação pegou-se a variação e dividiu-se pela quantidade de períodos. Como de 2002 a 2004 são três anos, dividiu-se por três os 15.120% de variação, o que deu uma variação média por ano de 62,71%. Os demais indicadores técnicos seguem a mesma lógica de cálculo.

Todos estes valores calculados para a Aracruz podem ser encontrados na Tabela Z, em que já estão calculadas a variação e a média para os anos de 2002 a 2004 para os indicadores Lucro por Ação, Valor de Mercado e Oscilação. Além da Aracruz podem ser vistos os cálculos para as outras empresas do setor de Papel e Celulose.

Tabela 6: Variação e média de 2002 a 2004 do Lucro por Ação, e Oscilação e variação e média de 2005 a 2006 do valor de mercado das empresas do setor de Papel e Celulose.

Nome	País	Variação LPA	Média LPA	Variação Valor de Mercado	Média Valor de Mercado (milhares)	Variação Oscilação	Média Oscilação
3M	US	52%	3,1439	-3%	58139888,5	10650%	3550%
Aracruz	BR	11645%	0,2287	55%	5211902	18812%	6271%
Avery Dennison	US	8%	2,4332	22%	6780980,5	7560%	2520%
Bemis	US	8%	1,5437	21%	3248526	3430%	1143%
Bowater	US	-39%	-2,6139	-25%	1504732	14509%	4836%
Carton Colombia	CO	-14%	0,1816	20%	326741,5	13792%	4597%
Celulosa	AR	33%	0,1079	-26%	86209	13075%	4358%
Celulose Irani	BR	-595%	0,4984	-10%	27054,5	11640%	3880%
Cmpc	CL	226%	1,0074	36%	5840330,5	19529%	6510%
Corp Durango	MX	-101%	-2,2749	134%	79650,5	3280%	1093%
Della Penna	AR	-77%	0,0893	-21%	5529	29850%	9950%
Inforsa	CL	50%	0,0102	25%	563140	14150%	4717%
International Paper	US	-96%	-0,426	-6%	16000057,5	35970%	11990%
Kimberly Clark Mex	MX	20%	0,1909	27%	4684602,5	53770%	17923%
Kimberly-Clark	US	13%	3,4426	12%	29504852	20605%	6868%
Klabin	BR	-391%	0,1668	40%	1954488	15226%	5075%
Manpa	VE	1559%	0,0059	44%	169116,5	-2900%	-967%

Massuh	AR	14%	0,0685	-19%	32367	11999%	4000%
MeadWestvaco	US	-11%	-1,2323	7%	5266446	19171%	6390%
Melhoramentos SP	BR	-141%	0,0108	735%	32703	12357%	4119%
Packaging	US	39%	0,3226	-7%	2395530	15943%	5314%
Pactiv	US	12%	1,0473	51%	3950723,5	9770%	3257%
Potlatch	US	-211%	0,6797	14%	1593171,5	14868%	4956%
Smurfit Stone Contn	US	-168%	-0,2372	-25%	3143492,5	16302%	5434%
Sonoco Products	US	10%	1,4573	30%	3355065	17378%	5793%
Suzano Papel	BR	1227%	0,534	117%	2266891,5	15585%	5195%
Temple-Inland	US	199%	0,9504	-2%	4979062	18454%	6151%
Votorantim C P	BR	272%	1,1708	68%	3164629,5	16661%	5554%

Fonte: Elaboração própria.

A Tabela 6 representa as 28 empresas do setor econômico Papel e Celulose, tendo a variável dependente, valor de mercado, expressa em média e variação e dois outros indicadores tomados como exemplo de variáveis independentes (Lucro por Ação e Oscilação).

Os próximos passos, então foram aplicar a regressão linear múltipla e a regressão logística binária nestes dados para posteriormente compará-los.

3.5. Limitações do Estudo

3.5.1. Limitações decorrentes das demonstrações contábeis e o efeito inflacionário

Este estudo utiliza-se de dados de demonstrações contábeis tais como Balanço Patrimonial (BP) e Demonstração do Resultado do Exercício (DRE) para o cálculo dos indicadores contábeis. Estes dados são expressos em valores monetários, e, portanto, são impactados pelos efeitos da mudança dos níveis de preços geral e específico, ou seja, pela inflação de cada país em que tais demonstrações estão publicadas.

Acontece que as Sociedades Anônimas não são obrigadas a divulgarem suas demonstrações atualizadas monetariamente, o que segundo Santos e Barbieri (1995) podem interferir significativamente nos resultados dos cálculos dos índices.

Siqueira e Gomes (2000) através do estudo de demonstrações de 11 empresas, do setor varejista, no período de 1988 a 1991, concluíram que em ambientes hiperinflacionários a análise das demonstrações pode levar a conclusões errôneas e fictícias.

Na base de dados do Economática as demonstrações são atualizadas monetariamente de acordo com um índice de inflação de seu respectivo país. Porém, para a Colômbia em 2002, não foi possível realizar a atualização pela ausência de informações destes índices. Por tal motivo, uma parte do efeito inflacionário das demonstrações é expurgado, mas não por completo, o que pode comprometer alguns dados, mas não inviabiliza a pesquisa.

Além do efeito inflacionário as demonstrações podem trazer em seu bojo informações erradas e/ou fraudadas. Os agentes responsáveis pela elaboração e divulgação das demonstrações podem intencionalmente (fraude) ou não (erro) omitir e/ou modificar, lícita ou ilícitamente, dados e valores destas, o que afetaria nos cálculos dos indicadores.

Um exemplo de prática contábil lícita muito utilizada pelas empresas que altera a sua estrutura de capital, modificando, às vezes drasticamente, os indicadores de liquidez citada por Kassai (2002 p. 23) é o *Sale-Lease-back*: “consiste na venda de ativos imobilizados com posterior arrendamento dos mesmos ativos objetos da venda”. É uma prática utilizada para atender aos critérios utilizados pelos analistas de crédito e investimento.

Dados são fraudados com o intuito de sinalizar aos acionistas certa “saúde” financeira que a empresa não possui, fazendo com que os mesmos invistam nestas empresas. Assim, dados errados e fraudulentos tendem a melhorar a avaliação tanto dos índices quanto do valor da empresa.

Braga, Nossa e Marques (2003) ressaltam que os analistas/usuários devem estar atentos para os itens que podem alterar o valor patrimonial das empresas, tais como: ativos subavaliados pela Contabilidade (imobilizado não reavaliado, *goodwill* não registrado) e/ou ativos superavaliados (reavaliação de ativos e ativos diferidos); passivos superavaliados (excesso de provisões contingenciais) e subavaliados (provisões trabalhistas e fiscais e dívidas de arrendamento mercantil não contabilizadas ou adequadamente divulgadas no balanço).

Tanto no Brasil como no mundo escândalos de fraudes contábeis têm ganhado notícia. Enron, da Worldcom/MCI, Parmalat, e possivelmente Coca-Cola são algumas empresas que viraram notícia sobre este assunto.

Tais acontecimentos mostram a fragilidade dos sistemas contábeis e de auditoria na contenção e descoberta de fraudes antes que elas ocorram.

Porém, para este estudo, mesmo que os dados estejam fraudados ou errados eles não interferem de modo significativo nos resultados da pesquisa. Isto porque este trabalho visa analisar as variações e médias do valor de mercado das empresas, multiplicando-se o preço da ação em bolsa pela quantidade emitida, não estando vinculada, portanto, aos dados contábeis. Aliado a isso, para os indicadores formados a partir de dados contábeis, a revisão da legislação societária, o aumento das implicações penais aos auditores fiscais, do aumento da fiscalização e a importância que vem sendo dada às condutas de governança corporativa, contribuíram para uma maior padronização e observância dos dados e princípios contábeis, diminuindo estas práticas (KASSAI, 2002).

Porém, de certa forma, erros e fraudes contábeis limitam a fidedignidade das informações das demonstrações contábeis, como é ressaltado por Kanitz (1976); Matias (1999).

Uma explicação mais detalhada das limitações das demonstrações contábeis pode ser encontrada no Capítulo 2.

3.5.2. Da análise dos dados

Altman, Hademan e Narayanan (1977) destacaram em uma parte de seu trabalho a importância sobre a natureza temporal da base de dados, estabelecendo assim a necessidade de atualizar constantemente o modelo e recorrer às notas das demonstrações financeiras para efetuar ajustes, com finalidade de melhorar a base de dados.

Outro ponto a ser destacado é a limitação quanto à escolha das variáveis independentes do modelo. A escolha das variáveis independentes partiu de uma minuciosa revisão bibliográfica na qual se chegou a um total de 61 indicadores, agrupados em sete grupos.

Cada grupo de indicadores foi detalhadamente analisado e considerado os indicadores mais populares dentre os autores pesquisados. Porém, existe uma enormidade de outros indicadores, não populares, que apesar de não terem sido considerados significantes para a análise podem influenciar no valor de mercado futuro das empresas.

Outro fator que pode influenciar no valor de mercado futuro das empresas, segundo Sánches (1991) são os efeitos psicológicos derivados do entorno macroeconômico que criam obstáculos para a formulação de um modelo exato de comportamento das empresas ao se introduzir um fator subjetivo na análise das previsões. Este fato se deve à incorporação de incertezas quanto ao futuro. Procurou-se neste trabalho considerar parte destes fatores subjetivos com a introdução de indicadores técnicos, assim como separando a análise por setores econômicos, o que inclusive é um dos diferenciais desta pesquisa com relação às demais. Isto porque os indicadores técnicos medem a oscilação de preço das ações e incorporando em parte o risco. Porém, o modelo adotado por este estudo, como qualquer outro tipo de modelo, não é capaz de incorporar todos os fatores que interferem na variável dependente. Esta é uma crítica concernente aos métodos estatísticos adotados, regressão linear múltipla e regressão logística binária, os quais têm a limitação de reduzir uma realidade em modelos que excluem elementos subjetivos da análise.

Outro fator limitante se deve ao fato de não haver uma homogeneização das normas contábeis entre os países e a taxa de câmbio. Assim, ao considerar para a análise empresas de diversos países que possuem órgãos reguladores com diferentes princípios contábeis para o tratamento dos dados das demonstrações poderia comprometer a análise. Quanto à taxa de câmbio todas as moedas foram convertidas para dólar norte-americano, minimizando problemas de valorização e desvalorização cambial das diferentes unidades monetárias.

3.5.3. Das considerações finais

As considerações finais obtidas através da análise dos dados está limitada à amostra, ao período de tempo de análise (2002 a 2006), às informações disponíveis no banco de dados do Economática, aos princípios contábeis válidos nos Estados Unidos e aos procedimentos estatísticos utilizados. Este estudo trata-se de uma análise do

desempenho de organizações através de indicadores de três anos antes (2002 a 2004), impactando no valor de mercado das empresas nos dois anos posteriores (2005 e 2006). Para tanto, os resultados desta pesquisa não podem e não devem ser extrapoladas para fora deste contexto temporal.

4. ANÁLISE DOS DADOS

Este Capítulo apresenta os resultados das regressões lineares e das regressões logísticas. Ambas as regressões foram realizadas sem a distinção entre os setores econômicos, ou seja, para o conjunto de setores e, posteriormente individualizou-se a análise para cada setor.

As regressões lineares ainda tiveram que ser realizadas sob duas óticas de variável dependente, uma que mede a variação do valor e mercado do período (VMvar62) e outra que mede a média do valor de mercado do período (VMméd62).

Desta forma esta seção pretende apresentar os resultados das regressões, conforme Figura 2.

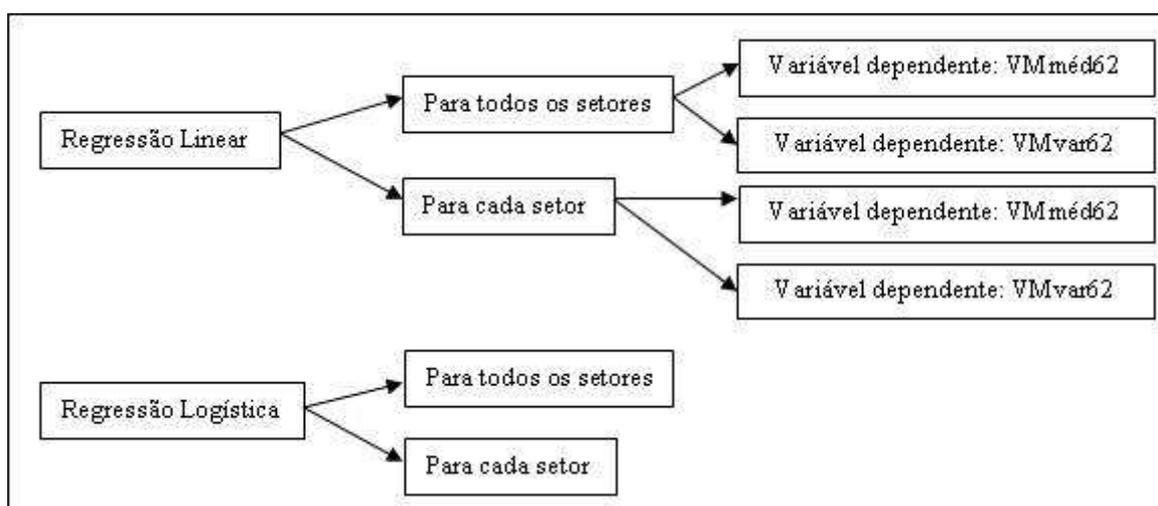


Figura 2 - Esquematização das regressões realizadas

4.1. Regressão Linear para todos os setores

A Tabela 7 e a Tabela 8 mostram os modelos de regressão linear para a população desta pesquisa, sem distinção entre os setores, realizada com a ajuda do software SPSS 14.0. Sabe-se que a incorporação de empresas tão peculiares em um mesmo modelo leva a uma regressão com baixo poder explicativo da variável dependente. Mesmo sabendo desta limitação, a regressão foi realizada para que se pudesse comparar o poder

preditivo deste com os de outros modelos separados por setores e verificar qual variável independente (VMméd62 ou VMvar62) é melhor explicada pelo conjunto de indicadores.

A regressão linear foi realizada pelo método *Stepwise* para introduzir as variáveis independentes, uma a uma, ao modelo de modo a parar de introduzir quando este ficasse o mais robusto possível. Ou seja, a escolha do modelo levou em consideração as estatísticas R quadrado, R quadrado corrigido, Erro padrão da estimação. Quanto maiores as estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e menor o Erro padrão da estimação mais robusto e representativo é o modelo, sendo este o modelo escolhido.

A inserção de cada variável independente e a melhora em termos de robustez que estas proporcionaram podem ser vistas no Apêndice A.

Tabela 7: O modelo escolhido da regressão linear para todos os setores com VMméd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
16	(Constante)	4140885,602	3,958	,000	,755	,753
	Mméd54	,821	30,541	,000		
	Lméd24	-,307	-15,899	,000		
	Rméd31	,283	12,442	,000		
	Rméd45	,085	6,937	,000		
	Eméd19	-,032	-2,785	,005		
	Avar29	-,038	-3,253	,001		
	Mvar56	-,032	-2,745	,006		
	Tméd61	-,026	-2,281	,023		
	Rméd41	-,019	-1,688	,092		
	Rvar42	,082	5,169	,000		
	Evar12	-,070	-4,640	,000		
	Rméd33	-,056	-4,000	,000		
	Fvar3	-,039	-3,194	,001		
	Avar28	-,028	-2,388	,017		
	Lvar24	,024	2,088	,037		
	Rvar34	-,025	-2,034	,042		
Erro-padrão	11972935,1801371					

Os modelos escolhidos, retratados na Tabela 7 e na Tabela 8, são os modelos finais da regressão linear pelo método *Stepwise*, ou seja, o modelo de maior robustez. Como a

cada modelo novo uma nova variável independente é acrescentada a coluna “modelo” das tabelas corresponde ao número de variáveis independentes introduzidas. A coluna “t” e “Sig.” representa quão significativo é o coeficiente de cada variável independente para o modelo. Alto grau de significância representa Sig. menor que 0,05, o que também sugere baixos problemas de multicolinearidade.

Tabela 8: O modelo escolhido da regressão linear para todos os setores com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
19	(Constante)	,196	3,922	,000	,387	,380
	Evar7	-,657	-31,656	,000		
	Améd25	-,267	-13,327	,000		
	Lvar22	-,177	-9,415	,000		
	Eméd13	,134	7,227	,000		
	Eméd7	,189	3,649	,000		
	Rméd40	-,057	-3,112	,002		
	Rvar39	-,052	-2,852	,004		
	Rvar43	-,060	-3,156	,002		
	Evar6	,114	3,537	,000		
	Evar5	-,089	-2,807	,005		
	Améd28	-,053	-2,850	,004		
	Rméd45	,051	2,626	,009		
	Mvar46	-,048	-2,615	,009		
	Mvar56	,046	2,493	,013		
	Eméd16	-,126	-2,449	,014		
	Rvar32	,042	2,280	,023		
	Rméd42	-,039	-2,137	,033		
	Evar15	,038	2,027	,043		
Rvar36	-,037	-2,001	,046			
Erro-padrão	1,1177904					

Percebe-se que o modelo com VMvar62 como variável dependente (Tabela 8) apresenta R quadrado e R quadrado corrigido menores que o modelo com VMméd62 (Tabela 7). Portanto a VMvar62 para uma análise global de todos os setores apresentou-se menos robusta que a VMméd62.

4.2. Regressão Linear por setores com a variável dependente: VMméd62

As Tabelas 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 22, 23, 24, 25, 26, 27, 28, e 29 mostram os modelos de regressão linear por setores com a variável dependente VMméd62, realizada com a ajuda do software SPSS 14.0. A forma de se analisar estas tabelas é análoga às análises realizadas pelas Tabelas 7 e 8. Ou seja, a coluna “modelo” representa a quantidade de modelos realizados pelo método *Stepwise*, que também corresponde ao número de variáveis independentes introduzidas ao modelo de maior robustez.

Essa robustez pode ser verificada pelas estatísticas R quadrado, R quadrado corrigido, Erro padrão da estimação.

Quanto maiores as estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e menor o Erro padrão da estimação mais robusto e representativo é o modelo, sendo este o modelo escolhido.

A coluna “t” e “Sig.” representa quão significativo é o coeficiente de cada variável independente para o modelo. Alto grau de significância representa Sig. menor que 0,05, o que também sugere baixos problemas de multicolinearidade.

A inserção de cada variável independente e a melhora em termos de robustez que estas proporcionaram podem ser vistas no Apêndice B.

A Tabela 9 mostra o modelo escolhido para o setor de Agropecuária e Pesca.

Tabela 9: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMméd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	-21965,398	-1,586	,127	,986	,982
	Mméd54	,488	15,417	,000		
	Lméd23	,401	8,705	,000		
	Lméd24	,280	6,173	,000		
	Rméd42	,102	3,798	,001		
	Eméd17	,071	2,627	,015		
	Evar5	,060	2,346	,028		
	Erro-padrão	36558,4927202				

A Tabela 10 mostra o modelo escolhido para o setor de Alimentos e Bebidas.

Tabela 10: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	-1624966,879	-2,728	,008	,989	,987
	Mméd54	,764	28,248	,000		
	Rméd44	,055	3,926	,000		
	Fméd4	-,098	-6,196	,000		
	Evar19	,115	6,019	,000		
	Eméd9	,471	13,692	,000		
	Eméd14	-,410	-12,494	,000		
	Mméd56	-,058	-4,051	,000		
	Lvar23	,100	5,024	,000		
	Mvar52	,030	2,302	,024		
	Erro-padrão	1948063,3294629				

A Tabela 11 mostra o modelo escolhido para o setor de Comércio.

Tabela 11: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Comércio com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	3092703,151	7,721	,000	,983	,983
	Mméd54	1,028	29,400	,000		
	Evar19	-,100	-7,375	,000		
	Lméd23	,090	6,875	,000		
	Fméd4	-,041	-3,645	,000		
	Lméd24	-,096	-2,601	,010		
	Eméd9	-,025	-2,428	,016		
	Eméd16	-,024	-2,336	,021		
	Erro-padrão	2339646,3228800				

A Tabela 12 mostra o modelo escolhido para o setor de Construção.

Tabela 12: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Construção com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	612154,371	4,522	,000	,969	,963
	Rméd30	,642	12,770	,000		
	Rvar32	,486	9,151	,000		
	Mvar54	-,105	-2,873	,007		
	Evar6	,129	4,138	,000		
	Fméd3	-,125	-3,760	,001		
	Rméd44	-,086	-2,882	,007		
	Eméd6	-,069	-2,285	,028		
	Erro-padrão	521796,8027871				

A Tabela 13 mostra o modelo escolhido para o setor de Eletroeletrônicos.

Tabela 13: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	2718639,478	1,539	,126	,969	,967
	Mméd54	1,034	34,572	,000		
	Evar19	,103	5,452	,000		
	Mvar54	,059	3,710	,000		
	Rvar31	-,067	-4,370	,000		
	Mvar51	-,071	-4,058	,000		
	Eméd15	-,045	-2,878	,005		
	Améd27	-,084	-3,068	,003		
	Mvar47	,031	2,066	,041		
	Erro-padrão	6826973,6034139				

A Tabela 14 mostra o modelo escolhido para o setor de Energia Elétrica.

Tabela 14: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	-776106,556	-2,175	,033	,947	,942
	Mmed54	,594	7,008	,000		
	Mmed56	-,126	-4,467	,000		
	Rmed30	,338	4,069	,000		
	Evar18	,151	4,942	,000		
	Mvar54	,106	3,914	,000		
	Evar17	-,090	-3,082	,003		
	Rvar34	-,081	-2,738	,008		
	Rvar40	-,054	-2,029	,046		
	Erro-padrão	1565203,7703147				

A Tabela 15 mostra o modelo escolhido para o setor de Finanças e Seguros.

Tabela 15: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
5	(Constante)	7333478,730	3,312	,001	,369	,361
	Fmed1	,230	4,674	,000		
	Rvar45	-,317	-4,966	,000		
	Rmed31	,273	4,300	,000		
	Erro-padrão	23565081,1792149				

A Tabela 16 mostra o modelo escolhido para o setor de Fundos.

Tabela 16: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Fundos com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	409474,796	1,327	,189	,925	,917
	Mméd54	1,258	7,992	,000		
	Rvar33	,551	9,878	,000		
	Eméd5	-,206	-4,879	,000		
	Lméd24	-,726	-4,333	,000		
	Evar6	-,131	-3,547	,001		
	Mméd48	,252	3,191	,002		
	Lméd23	,093	2,766	,007		
	Evar7	,090	2,427	,018		
	Erro-padrão	1189810,5607748				

A Tabela 17 mostra o modelo escolhido para o setor de Máquinas Industriais.

Tabela 17: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	7414944,142	5,330	,000	,981	,977
	Mméd54	,883	28,262	,000		
	Rméd41	-,209	-6,783	,000		
	Fvar1	-,057	-2,483	,017		
	Tméd61	-,105	-4,374	,000		
	Fméd3	-,152	-5,846	,000		
	Tvar58	,092	3,946	,000		
	Eméd6	-,154	-5,229	,000		
	Mméd47	-,068	-2,576	,014		
	Rméd35	-,064	-2,331	,025		
	Erro-padrão	1177545,3643912				

A Tabela 18 mostra o modelo escolhido para o setor de Mineração.

Tabela 18: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Mineração com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	-1569037,687	-3,060	,004	,976	,973
	Mméd54	1,036	26,820	,000		
	Rméd31	,084	2,817	,007		
	Fvar3	,071	2,929	,005		
	Rvar35	,112	3,298	,002		
	Lvar22	-,054	-2,412	,020		
	Mvar52	,062	2,792	,007		
	Mvar47	,053	2,352	,023		
	Erro-padrão	1934291,0718123				

A Tabela 19 mostra o modelo escolhido para o setor de Minerais não Metálicos.

Tabela 19: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
9	(Constante)	98064,732	1,105	,285	,999	,998
	Rméd31	,789	26,416	,000		
	Rvar34	-,112	-14,292	,000		
	Fvar1	-,098	-10,755	,000		
	Lméd23	-,146	-9,406	,000		
	Mvar51	-,108	-7,667	,000		
	Mvar53	,063	4,880	,000		
	Lméd24	,109	4,868	,000		
	Rméd43	-,021	-2,537	,022		
	Eméd11	-,021	-2,466	,025		
	Erro-padrão	185987,7875398				

A Tabela 20 mostra o modelo escolhido para o setor de Papel e Celulose.

Tabela 20: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	-756708,897	-1,962	,067	,999	,999
	Rméd31	,800	73,423	,000		
	Eméd9	,166	16,200	,000		
	Fméd2	,065	5,618	,000		
	Evar11	-,060	-6,736	,000		
	EVvar9	,129	9,927	,000		
	Fvar4	-,943	-5,780	,000		
	Mméd56	-,043	-6,963	,000		
	Rvar30	,877	5,338	,000		
	Rvar42	,028	3,832	,001		
	Mvar52	-,020	-3,012	,008		
	Mméd49	,036	2,563	,021		
	Erro-padrão	358773,0096939				

A Tabela 21 mostra o modelo escolhido para o setor de Petróleo e Gás.

Tabela 21: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
15	(Constante)	156397,989	,197	,844	,997	,996
	Rméd31	,555	11,549	,000		
	Mméd54	,582	13,530	,000		
	Lméd24	-,393	-10,425	,000		
	Rméd30	,242	7,309	,000		
	Mméd56	-,026	-3,855	,000		
	Rméd41	-,074	-6,324	,000		
	Fméd1	-,070	-7,526	,000		
	Mvar53	,019	2,688	,009		
	Mvar48	-,016	-2,269	,026		
	Evar11	,029	3,468	,001		
	Mméd50	,027	2,835	,006		
	EVvar9	-,017	-2,566	,012		
	Evar13	,015	2,248	,027		
	Erro-padrão	2743018,5150590				

A Tabela 22 mostra o modelo escolhido para o setor de Química.

Tabela 22: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Química com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
3	(Constante)	6383833,013	3,739	,000	,920	,918
	Mméd54	1,288	15,435	,000		
	Lméd24	-,418	-4,962	,000		
	Rvar41	,100	3,077	,003		
	Erro-padrão	9627337,7972462				

A Tabela 23 mostra o modelo escolhido para o setor de Siderurgia & Metalurgia .

Tabela 23: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	7349534,061	8,636	,000	,893	,878
	Rméd30	,668	10,284	,000		
	Rméd41	-,523	-7,887	,000		
	Evar11	-,240	-5,413	,000		
	Eméd5	-,172	-3,580	,001		
	Fméd4	-,195	-3,390	,001		
	Evar8	-,143	-3,178	,002		
	Rvar38	,130	2,943	,005		
	Rvar35	,095	2,009	,049		
	Erro-padrão	1911528,3757476				

A Tabela 24 mostra o modelo escolhido para o setor de Software e Dados.

Tabela 24: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	34492574,980	5,562	,000	,990	,988
	Mméd54	2,169	23,487	,000		
	Lméd24	-,214	-3,759	,000		
	Lméd23	-,505	-6,788	,000		
	Lméd22	,060	3,781	,000		
	Lméd20	-,078	-5,659	,000		
	Rméd30	-,532	-6,537	,000		
	Eméd6	-,082	-5,654	,000		
	Fméd4	,090	5,080	,000		
	Fvar1	-,041	-2,925	,005		
	Tméd57	-,036	-2,560	,013		
	Améd27	-,033	-2,339	,023		
	Erro-padrão	4191638,1959687				

A Tabela 25 mostra o modelo escolhido para o setor de Telecomunicações.

Tabela 25: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	-9008899,253	-6,237	,000	,986	,982
	Mméd54	1,121	16,067	,000		
	Rméd45	,177	8,083	,000		
	Evar14	-,225	-11,373	,000		
	Eméd10	,095	3,781	,001		
	Rméd31	,599	10,596	,000		
	Rméd30	-,839	-8,398	,000		
	Tvar59	,117	3,636	,001		
	Mvar51	-,074	-2,379	,022		
	Evar15	,044	2,204	,033		
	Erro-padrão	3342023,2234506				

A Tabela 26 mostra o modelo escolhido para o setor Têxtil.

Tabela 26: O modelo escolhido da regressão linear para o setor Têxtil com VMméd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
14	(Constante)	-864270,240	-5,629	,000	,998	,997
	Lméd23	1,092	18,163	,000		
	Rméd31	-,645	-8,646	,000		
	Mméd54	,507	13,510	,000		
	Tvar61	,065	7,264	,000		
	Evar13	-,062	-5,613	,000		
	Eméd12	-,045	-4,897	,000		
	Fméd2	,072	4,008	,000		
	Améd26	,028	3,031	,005		
	Améd27	-,044	-4,470	,000		
	Eméd8	,087	8,777	,000		
	Tméd57	,021	2,247	,033		
	Eméd14	,021	2,414	,023		
	Erro-padrão	205419,8548884				

A Tabela 27 mostra o modelo escolhido para o setor de Transporte e Serviços.

Tabela 27: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMméd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
10	(Constante)	409725,009	1,003	,322	,992	,991
	Mméd54	,619	21,712	,000		
	Rméd31	,397	12,596	,000		
	Mméd47	,033	1,800	,079		
	Eméd12	-,025	-1,748	,088		
	Lvar20	,089	4,139	,000		
	Fméd4	-,101	-4,741	,000		
	Rvar37	-,061	-4,043	,000		
	Tvar60	-,042	-2,807	,008		
	Erro-padrão	1251813,1794611				

A Tabela 28 mostra o modelo escolhido para o setor de Veículos e Peças.

Tabela 28: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
2	(Constante)	-11262944,198	-2,044	,048	,540	,517
	Rméd41	-1,142	-4,836	,000		
	Tméd57	,497	2,106	,042		
	Erro-padrão	10257809,1505471				

A Tabela 29 mostra o modelo escolhido para o setor Outros.

Tabela 29: O modelo escolhido da regressão linear para o setor Outros com VMéd62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	-211644,717	-,651	,516	,905	,903
	Mméd54	,744	30,256	,000		
	Rméd30	,300	12,467	,000		
	Mvar52	-,073	-3,527	,000		
	Rvar39	,073	3,565	,000		
	Lvar24	,043	2,314	,021		
	Mvar54	,045	2,384	,018		
	Fvar2	,038	1,995	,047		
	Erro-padrão	4452397,5878314				

4.3. Regressão Linear por setores com a variável dependente: VMvar62

As Tabelas 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49 e 50 mostram os modelos de regressão linear por setores com a variável dependente VMvar62, realizada com a ajuda do software SPSS 14.0.

A coluna “modelo” representa a quantidade de modelos realizados pelo método *Stepwise*, que também corresponde ao número de variáveis independentes introduzidas ao modelo de maior robustez. Essa robustez pode ser verificada pelas estatísticas R quadrado, R quadrado corrigido, Erro padrão da estimação. Quanto maiores as estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e menor o Erro padrão da estimação mais robusto e representativo é o modelo, sendo este o modelo escolhido. A coluna “t” e

“Sig.” representa quão significativo é o coeficiente de cada variável independente para o modelo. Alto grau de significância representa Sig. menor que 0,05, o que também sugere baixos problemas de multicolinearidade.

A inserção de cada variável independente e a melhora em termos de robustez que estas proporcionaram podem ser vistas no Apêndice C.

A Tabela 30 mostra o modelo escolhido para o setor de Agropecuária e Pesca.

Tabela 30: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	,475	2,357	,029	,917	,884
	Mmed52	-,666	-9,831	,000		
	Mvar46	-,238	-3,321	,003		
	Rvar33	-,367	-5,256	,000		
	Mvar56	,668	7,157	,000		
	Avar27	-,474	-5,074	,000		
	Evar8	,252	3,432	,003		
	Mmed48	-,276	-3,775	,001		
	Rvar42	,232	2,968	,008		
	Erro-padrão	,4097549				

A Tabela 31 mostra o modelo escolhido para o setor de Alimentos e Bebidas.

Tabela 31: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
15	(Constante)	,227	1,774	,081	,996	,996
	Evar16	1,313	33,263	,000		
	Evar18	-,306	-8,191	,000		
	Mméd49	-,052	-5,465	,000		
	Evar12	-,053	-6,791	,000		
	Avar25	,021	2,604	,011		
	Rméd35	,060	3,540	,001		
	Eméd18	,029	3,518	,001		
	Eméd13	,049	5,508	,000		
	Rvar30	-,034	-4,065	,000		
	Mméd51	-,023	-2,677	,009		
	Tvar58	-,021	-2,717	,008		
	Tméd57	-,017	-2,308	,024		
	Mvar46	-,016	-2,071	,042		
	Erro-padrão	,3021630				

A Tabela 32 mostra o modelo escolhido para o setor de Comércio.

Tabela 32: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Comércio com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
10	(Constante)	,489	6,486	,000	,567	,539
	Lvar20	-1,378	-10,676	,000		
	Evar19	-1,059	-7,663	,000		
	Améd27	,246	4,348	,000		
	Mméd51	,399	5,835	,000		
	Eméd10	-,206	-3,153	,002		
	Avar26	,173	3,244	,001		
	Rméd38	-,170	-3,096	,002		
	Rméd42	-,152	-2,788	,006		
	Mméd53	-,175	-2,808	,006		
	Mvar52	-,137	-2,548	,012		
	Erro-padrão	,3761843				

A Tabela 33 mostra o modelo escolhido para o setor de Construção.

Tabela 33: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Construção com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
19	(Constante)	-3,079	-8,083	,000	,994	,990
	Evar19	1,433	42,584	,000		
	Rvar32	1,406	28,588	,000		
	Eméd15	,490	14,215	,000		
	Rvar33	-,708	-22,697	,000		
	Lméd20	-,237	-8,021	,000		
	Eméd6	-,328	-15,021	,000		
	Rméd34	-,163	-7,832	,000		
	Mvar54	-,214	-10,397	,000		
	Evar16	,144	5,496	,000		
	Rméd31	,148	5,706	,000		
	Rméd35	,068	2,554	,017		
	Rméd45	-,117	-4,809	,000		
	Eméd14	,052	2,558	,017		
	Evar18	,103	4,316	,000		
	Tvar60	,037	1,963	,060		
	Améd25	,077	2,655	,013		
	Eméd11	,037	2,064	,049		
	Erro-padrão	,1992821				

A Tabela 34 mostra o modelo escolhido para o setor de Eletroeletrônicos.

Tabela 34: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	,324	2,959	,004	,486	,461
	Mméd51	,817	8,621	,000		
	Eméd10	-,455	-5,426	,000		
	Mméd53	-,472	-5,815	,000		
	Evar13	,249	4,159	,000		
	Eméd18	,287	4,330	,000		
	Fvar2	-,195	-3,049	,003		
	Rméd43	,167	2,267	,025		
	Erro-padrão	,3372127				

A Tabela 35 mostra o modelo escolhido para o setor de Energia Elétrica.

Tabela 35: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
16	(Constante)	,487	2,201	,031	,861	,831
	Mvar56	,501	10,849	,000		
	Rvar32	,505	9,567	,000		
	Eméd17	,347	6,001	,000		
	Mméd49	-,304	-6,048	,000		
	Rméd35	,288	5,665	,000		
	Rméd34	,288	3,928	,000		
	Rvar31	,267	5,513	,000		
	Rméd42	,479	6,872	,000		
	Lméd20	-,173	-3,424	,001		
	Eméd6	-,617	-3,722	,000		
	Rméd39	-,255	-4,365	,000		
	Evar19	-,139	-2,423	,018		
	Améd26	-,138	-2,706	,008		
	EVvar9	-,179	-3,067	,003		
	Eméd18	,464	2,582	,012		
	Eméd8	-,099	-2,105	,039		
Erro-padrão	,3021917					

A Tabela 36 mostra o modelo escolhido para o setor de Finanças e Seguros.

Tabela 36: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
1	(Constante)	-,045	-,288	,773	,038	,035
	Evar19	-,196	-3,269	,001		
	Erro-padrão	1,5451282				

A Tabela 37 mostra o modelo escolhido para o setor de Fundos.

Tabela 37: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Fundos com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
6	(Constante)	,244	4,827	,000	,536	,498
	Rvar34	,889	6,649	,000		
	Rvar45	,543	4,137	,000		
	Lvar24	-,149	-1,765	,082		
	Eméd12	-,218	-2,686	,009		
	Mmed47	-,317	-3,400	,001		
	Fvar2	-,235	-2,513	,014		
	Erro-padrão	,2124398				

A Tabela 38 mostra o modelo escolhido para o setor de Máquinas Industriais.

Tabela 38: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
8	(Constante)	-,059	-,919	,363	,742	,694
	Fvar3	,497	5,833	,000		
	Rvar39	-,676	-6,834	,000		
	Avar28	-,246	-3,021	,004		
	Eméd10	,232	2,913	,006		
	Rmed44	,244	2,904	,006		
	Evar7	-,200	-2,557	,014		
	EVvar9	-,244	-2,864	,006		
	Lvar24	,196	2,043	,047		
	Erro-padrão	,2280168				

A Tabela 39 mostra o modelo escolhido para o setor de Mineração.

Tabela 39: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Mineração com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
17	(Constante)	-1,188	-2,419	,020	,928	,897
	Evar12	-,200	-3,476	,001		
	Rméd43	,464	7,485	,000		
	Rvar42	-,337	-5,190	,000		
	Mméd52	-,271	-4,664	,000		
	Rvar31	-,281	-5,407	,000		
	EVvar9	,203	3,665	,001		
	Rvar43	-,147	-2,303	,027		
	Fvar3	,176	2,466	,018		
	Eméd9	,136	2,871	,007		
	Mvar53	-,312	-5,349	,000		
	Tvar58	,275	4,789	,000		
	Rvar39	,310	4,641	,000		
	Rméd44	,183	3,611	,001		
	Evar17	-,243	-4,212	,000		
	Avar29	,163	2,900	,006		
	Eméd13	,200	2,213	,033		
	Rméd35	,107	2,030	,049		
	Erro-padrão	,7378810				

A Tabela 40 mostra o modelo escolhido para o setor de Minerais não Metálicos.

Tabela 40: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
25	(Constante)	,594	.	.	1,000	1,000
	Améd26	-,078	.	.		
	Fméd2	-,641	.	.		
	Eméd8	,519	.	.		
	Rvar39	-,761	.	.		
	Evar8	,405	.	.		
	Mvar53	-,364	.	.		
	Evar17	,765	.	.		
	Rméd42	,203	.	.		
	Evar16	-,436	.	.		
	Lméd24	-,063	.	.		
	Rvar35	,193	.	.		
	Rvar40	,220	.	.		
	Eméd11	-,068	.	.		
	Lméd23	-,016	.	.		
	Lvar24	,025	.	.		
	Rméd38	,046	.	.		
	Evar13	-,055	.	.		
	Améd27	,029	.	.		
	Rvar34	-,017	.	.		
	Rvar31	-,004	.	.		
	Rméd30	-,011	.	.		
	Rvar36	-,006	.	.		
	Lvar23	,000	.	.		
	Rvar42	,000	.	.		
Eméd13	,000	.	.			
Erro-padrão		

A Tabela 41 mostra o modelo escolhido para o setor de Papel e Celulose.

Tabela 41: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
5	(Constante)	,221	2,583	,017	,968	,961
	Fvar2	-,780	-15,820	,000		
	Lvar24	,341	7,241	,000		
	Mvar53	,253	5,959	,000		
	Rvar39	,179	4,454	,000		
	Mvar56	-,100	-2,486	,021		
	Erro-padrão	,2774831				

A Tabela 42 mostra o modelo escolhido para o setor de Petróleo e Gás.

Tabela 42: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	-,347	-2,749	,007	,529	,463
	Rméd35	-,157	-1,679	,097		
	Evar8	,415	4,461	,000		
	Rvar30	-,264	-3,164	,002		
	Améd25	,242	2,886	,005		
	Evar12	-,247	-2,909	,005		
	Mméd50	,566	4,919	,000		
	Eméd15	,631	5,019	,000		
	Mméd53	-,380	-3,516	,001		
	Eméd5	-,435	-3,808	,000		
	Rvar31	-,228	-2,653	,010		
	Rvar42	-,179	-2,015	,047		
	Erro-padrão	,1759031				

A Tabela 43 mostra o modelo escolhido para o setor de Química.

Tabela 43: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Química com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes			R Quadrado	R Quadrado corrigido
4	(Constante)	,154	4,162	,000	,192	,163
	Mméd56	-,261	-3,053	,003		
	Fvar3	-,278	-3,217	,002		
	Lvar20	-,216	-2,507	,014		
	Mvar53	,180	2,065	,041		
	Erro-padrão	,3037456				

A Tabela 44 mostra o modelo escolhido para o setor de Siderurgia & Metalurgia .

Tabela 44 - O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
13	(Constante)	-,205	-1,621	,111	,948	,935
	Eméd14	,883	26,412	,000		
	Evar14	-,333	-10,272	,000		
	Améd25	,374	9,689	,000		
	Rméd43	-,688	-6,686	,000		
	Rvar31	-,544	-5,317	,000		
	Eméd8	-,128	-3,870	,000		
	Mméd49	-,125	-3,682	,001		
	Mvar50	-,100	-3,014	,004		
	Rvar38	,102	3,022	,004		
	Mvar52	,084	2,610	,012		
	Tméd59	,084	2,516	,015		
	Fvar3	,105	3,056	,004		
	Rméd35	-,075	-2,077	,043		
Erro-padrão	,2923133					

A Tabela 45 mostra o modelo escolhido para o setor de Software e Dados.

Tabela 45: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	-,315	-2,807	,007	,957	,953
	Eméd18	9,999	4,942	,000		
	Mvar49	-,229	-7,804	,000		
	Mvar56	,128	4,365	,000		
	Eméd7	-9,054	-4,475	,000		
	Rvar30	-3,289	-3,116	,003		
	Fvar4	3,191	3,024	,004		
	Tvar61	,062	2,126	,037		
	Erro-padrão	,1992233				

A Tabela 46 mostra o modelo escolhido para o setor de Telecomunicações.

Tabela 46: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
11	(Constante)	,047	,223	,825	,851	,817
	Rméd32	-,921	-11,620	,000		
	Mméd52	-,378	-4,614	,000		
	Rvar41	-,551	-5,766	,000		
	Rvar45	,366	5,316	,000		
	Eméd15	,858	5,806	,000		
	Evar15	-,698	-4,548	,000		
	Avar29	,236	3,349	,002		
	Rméd45	,215	2,819	,008		
	Evar13	,219	2,556	,015		
	Erro-padrão	,3708566				

A Tabela 47 mostra o modelo escolhido para o setor Têxtil.

Tabela 47: O modelo escolhido da regressão linear para o setor Têxtil com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
7	(Constante)	-,118	-1,198	,239	,787	,742
	Mvar46	-,862	-9,513	,000		
	Rméd38	,380	4,203	,000		
	Evar6	,353	4,232	,000		
	Rvar45	-,259	-2,955	,006		
	Mvar48	,247	2,705	,011		
	Mméd48	-,252	-2,830	,008		
	Avar29	-,203	-2,262	,030		
	Erro-padrão	,3809757				

A Tabela 48 mostra o modelo escolhido para o setor de Transporte e Serviços.

Tabela 48: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
22	(Constante)	-,553	-4,200	,000	,984	,974
	Rméd38	-,445	-10,246	,000		
	Eméd12	,556	20,735	,000		
	Fméd2	-,113	-3,238	,003		
	Rméd45	,342	8,495	,000		
	Mméd49	-,314	-9,064	,000		
	Rméd40	,449	10,826	,000		
	Rvar37	,137	3,265	,003		
	Mvar55	-,377	-9,799	,000		
	Fvar4	,367	9,791	,000		
	Mvar56	,330	6,857	,000		
	Rvar36	-,213	-5,027	,000		
	Améd27	,164	4,535	,000		
	Tméd57	,170	4,701	,000		
	Lvar20	-,134	-2,893	,007		
	Rvar40	,124	3,613	,001		
	Rvar39	-,108	-2,766	,009		
	Rvar45	-,088	-2,714	,011		
	Mvar48	-,060	-2,231	,033		
Erro-padrão	,2254204					

A Tabela 49 mostra o modelo escolhido para o setor de Veículos e Peças.

Tabela 49: O modelo escolhido da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
10	(Constante)	,056	,366	,717	,972	,963
	Mvar49	,521	12,878	,000		
	Rvar39	-1,194	-9,403	,000		
	Mvar52	,235	7,408	,000		
	Fvar1	,751	5,641	,000		
	Mméd55	-,205	-5,076	,000		
	Lméd23	,091	1,932	,062		
	Mméd54	,153	4,150	,000		
	Fvar2	-,215	-5,094	,000		
	Rvar42	,172	3,877	,000		
	Fméd2	-,127	-2,894	,007		
	Erro-padrão	,5103399				

A Tabela 50 mostra o modelo escolhido para o setor Outros.

Tabela 50: O modelo escolhido da regressão linear para o setor Outros com VMvar62 como variável dependente

Modelo	Variáveis	Coefficientes	t	Sig.	R Quadrado	R Quadrado corrigido
9	(Constante)	-,578	-6,058	,000	,297	,275
	Eméd15	,235	2,911	,004		
	Eméd13	,230	4,196	,000		
	Tvar61	,235	4,635	,000		
	Améd29	,169	3,312	,001		
	Eméd5	,192	2,315	,021		
	Rvar33	-,131	-2,463	,014		
	Tméd57	,123	2,405	,017		
	Mméd55	,388	2,731	,007		
	Mméd49	-,299	-2,120	,035		
	Erro-padrão	,3466199				

4.4. Regressão Logística para todos os setores

A Tabela 95 mostra o resumo dos modelos de regressão logística para todos os setores. Esta tabela apresenta as estatísticas $-2 \log$ da verossimilhança, R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke para cada um dos passos (modelos) percorridos pela regressão logística com a utilização do método *Stepwise*.

Quanto menor for a estatística de $-2 \log$ da verossimilhança, melhor será o modelo e para as estatísticas de R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke, quanto maior melhor. A cada passo realizado estas estatísticas melhoram, como pode ser observado.

A Tabela 96 apresenta o prognóstico do poder de classificação dos modelos. O discriminante "1" representa aquelas empresas que valorizaram de 2005 para 2006 e o discriminante "0" aquelas que desvalorizaram neste período. Para cada discriminante é apresentada a porcentagem dos casos classificados corretamente. A ponderação destas classificações corretas leva à porcentagem global do modelo. Esta porcentagem global representa a precisão geral do modelo em discriminar as empresas que valorizaram das que desvalorizaram.

Na Tabela 97 encontra-se o melhor modelo segundo a capacidade de acerto em discriminar os casos (porcentagem global) e segundo as estatísticas $-2 \log$ da

verossimilhança, R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke. As variáveis independentes introduzidas passo a passo nos modelos com a utilização do método *Stepwise* podem ser vistas na legenda desta tabela.

Tabela 51: O modelo escolhido da regressão logística para todos os setores

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 8 (a-h)	Evar12	,045	,022	,040	3,1	99,4	74,5
	Eméd12	-,004	,001	,005			
	Eméd13	,004	,002	,042			
	Lméd24	,000	,000	,000			
	Rvar35	-,190	,088	,032			
	Mvar46	-,013	,005	,018			
	Mméd51	,123	,021	,000			
	Mméd54	,000	,000	,000			
	Constante	,566	,092	,000			

- a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mméd51.
b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Eméd12.
c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Mvar46.
d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Lméd24.
e Variável(s) introduzida(s) no passo 5: Mméd54.
f Variável(s) introduzida(s) no passo 6: Evar12.
g Variável(s) introduzida(s) no passo 7: Rvar35.
h Variável(s) introduzida(s) no passo 8: Eméd13.

4.5. Regressão Logística por setores

A Tabela 52 mostra o modelo escolhido para o setor de Agropecuária e Pesca.

Tabela 52: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Agropecuária e Pesca

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Evar14	,592	,609	,331	28,6	95,5	79,3
	Rméd42	1,141	,624	,067			
	Constante	2,354	,887	,008			

- a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rméd42.
b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Evar14.

A Tabela 53 mostra o modelo escolhido para o setor de Alimentos e Bebidas.

Tabela 53: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Alimentos e Bebidas

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Rvar31	-,090	,051	,074	16,7	100,0	81,7
	Tvar57	-,002	,002	,238			
	Constante	1,876	,456	,000			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rvar31.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Tvar57.

A Tabela 54 mostra o modelo escolhido para o setor de Comércio.

Tabela 54: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Comércio

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 10 (a-j)	Eméd9	,002	,001	,020	66,7	93,4	86,2
	Eméd17	,078	,022	,000			
	Lvar22	-2,325	,803	,004			
	Lvar23	,132	,058	,022			
	Avar25	-7,184	2,408	,003			
	Avar26	7,742	1,906	,000			
	Améd25	-,018	,006	,002			
	Mvar47	-,168	,107	,118			
	Mvar50	-6,736	1,582	,000			
	Mvar53	4,006	1,044	,000			
	Constante	-,627	,700	,371			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Eméd9.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Eméd17.

c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Lvar22.

d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Lvar23.

e Variável(s) introduzida(s) no passo 5: Avar25.

f Variável(s) introduzida(s) no passo 6: Avar26.

g Variável(s) introduzida(s) no passo 7: Améd25

g Variável(s) introduzida(s) no passo 8: Mvar47.

h Variável(s) introduzida(s) no passo 9: Mvar50.

i Variável(s) introduzida(s) no passo 10: Mvar53.

j Variável(s) introduzida(s) no passo 11: Mvar56.

A Tabela 55 mostra o modelo escolhido para o setor de Construção.

Tabela 55: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Construção

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Avar25	-,442	,398	,267	81,3	96,4	90,9
	Rméd31	,000	,000	,003			
	Constante	3,970	1,216	,001			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rméd31.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Avar25.

A Tabela 56 mostra o modelo escolhido para o setor de Eletroeletrônicos.

Tabela 56: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Eletroeletrônicos

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2(a-b)	Evar12	,620	,213	,004	39,6	88,9	71,7
	Mméd48	-,166	,058	,004			
	Constante	1,895	,357	,000			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mméd48.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Evar12.

A Tabela 57 mostra o modelo escolhido para o setor de Energia Elétrica.

Tabela 57: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Energia Elétrica

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 1 (a)	Mvar46	-,043	,038	,260	33,3	100,0	97,8
	Constante	3,796	,718	,000			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mvar46.

A Tabela 58 mostra o modelo escolhido para o setor de Finanças e Seguros.

Tabela 58: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Finanças e Seguros

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 14 (a-l)	Evar11	-,649	,252	,010	42,4	97,6	85,6
	Evar12	-3,399	1,257	,007			
	Rvar30	-1,568	,521	,003			
	Rvar45	-3,300	,794	,000			
	Rméd40	-,080	,025	,001			
	Rméd41	,013	,005	,014			
	Mvar56	-,178	,058	,002			
	Mméd48	,320	,100	,001			
	Mméd51	,405	,108	,000			
	Mméd53	-1,208	,445	,007			
	Constante	2,832	,768	,000			

- a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mméd51.
b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Rvar45.
c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Rméd40.
d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Mméd46.
e Variável(s) introduzida(s) no passo 5: Avar26.
f Variável(s) introduzida(s) no passo 6: Evar12.
g Variável(s) introduzida(s) no passo 7: Rvar30.
h Variável(s) introduzida(s) no passo 9: Mméd53.
i Variável(s) introduzida(s) no passo 10: Mméd48.
j Variável(s) introduzida(s) no passo 11: Mvar56.
k Variável(s) introduzida(s) no passo 12: Evar11.
l Variável(s) introduzida(s) no passo 14: Rméd41.

A Tabela 59 mostra o modelo escolhido para o setor de Fundos.

Tabela 59: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Fundos

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 7 (a-f)	Fvar3	-,312	,198	,114	73,3	95,5	91,5
	Eméd12	-,003	,002	,116			
	Rvar34	7,555	2,567	,003			
	Mméd47	-,809	,292	,006			
	Mméd54	,000	,000	,016			
	Constante	3,195	1,045	,002			

- a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rvar34.
b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Mméd47.
c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Mméd54.
d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Fvar3.
e Variável(s) introduzida(s) no passo 5: Mméd48.
f Variável(s) introduzida(s) no passo 6: Eméd12.

A Tabela 60 mostra o modelo escolhido para o setor de Máquinas Industriais.

Tabela 60: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Máquinas Industriais

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Rvar37	-,659	,252	,009	41,7	95,0	82,7
	Rméd34	-1,600	1,200	,182			
	Constante	5,669	2,982	,057			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rvar37.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Rméd34.

A Tabela 61 mostra o modelo escolhido para o setor de Mineração.

Tabela 61: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Mineração

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 8 (a-h)	Evar12	-2,870	1,353	,034	87,5	97,6	94,8
	Eméd5	,250	,089	,005			
	Eméd16	-,010	,004	,029			
	Lvar22	-4,072	1,516	,007			
	Rméd33	9,977	3,499	,004			
	Rméd38	,211	,085	,013			
	Rméd39	-,170	,086	,048			
	Mméd56	-,011	,005	,027			
	Constante	-12,542	4,148	,002			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rméd33.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Evar12.

c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Eméd5.

d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Eméd16.

e Variável(s) introduzida(s) no passo 5: Lvar22.

f Variável(s) introduzida(s) no passo 6: Rméd38.

g Variável(s) introduzida(s) no passo 7: Mméd56.

h Variável(s) introduzida(s) no passo 8: Rméd39.

A Tabela 62 mostra o modelo escolhido para o setor de Minerais não Metálicos.

Tabela 62: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Minerais não Metálicos

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Fméd3	-,810	,626	,195	75,0	95,5	92,3
	Rméd42	-1,275	1,198	,287			
	Constante	12,032	9,240	,193			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Fméd3.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Rméd42.

A Tabela 63 mostra o modelo escolhido para o setor de Papel e Celulose.

Tabela 63: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Papel e Celulose

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 3 (a-c)	Rméd44	-2,406	1,691	,155	90,0	94,4	92,9
	Mvar52	9,162	6,340	,148			
	Mméd50	5,262	3,479	,130			
	Constante	18,203	13,374	,173			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mméd50.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Mvar52.

c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Rméd44.

A Tabela 64 mostra o modelo escolhido para o setor de Petróleo e Gás.

Tabela 64: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Petróleo e Gás

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Fvar3	-1,719	,551	,002	29,2	94,0	76,9
	Rméd43	,524	,369	,155			
	Constante	1,362	,687	,047			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Fvar3.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Rméd43.

A Tabela 65 mostra o modelo escolhido para o setor de Química.

Tabela 65: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Química

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Rméd41	,120	,041	,003	34,2	92,3	73,3
	Mvar55	,464	,314	,139			
	Constante	,838	,220	,000			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rméd41.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Mvar55.

A Tabela 66 mostra o modelo escolhido para o setor de Siderurgia & Metalurgia.

Tabela 66: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Siderurgia & Metalurgia

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 3 (a-c)	Lvar24	-1,708	,775	,028	36,4	100,0	89,2
	Rméd43	-,076	,052	,141			
	Constante	2,855	,679	,000			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rméd42.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Lvar24.

c Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Rméd43.

A Tabela 67 mostra o modelo escolhido para o setor de Software e Dados.

Tabela 67: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Software e Dados

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 4 (a-d)	Rvar37	-1,104	,397	,005	55,0	90,0	80,0
	Rméd38	,162	,051	,001			
	Rméd40	-,043	,029	,127			
	Mméd46	-,024	,011	,026			
	Constante	-,213	,654	,745			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mméd46.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Rméd38.

c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Rvar37.

d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: Rméd40.

A Tabela 68 mostra o modelo escolhido para o setor de Telecomunicações.

Tabela 68: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Telecomunicações

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Evar5	-2,132	1,760	,226	33,3	97,5	85,7
	Mvar52	-,095	,102	,352			
	Constante	1,733	,509	,001			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Evar5.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Mvar52.

A Tabela 69 mostra o modelo escolhido para o setor Têxtil.

Tabela 69: O modelo escolhido da regressão logística para o setor Têxtil

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 1 (a)	Mvar49	1,162	,563	,039	28,6	88,9	68,3
	Constante	,834	,368	,024			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Mvar49.

A Tabela 70 mostra o modelo escolhido para o setor de Transporte e Serviços.

Tabela 70: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Transporte e Serviços

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 4 (a-d)	EVvar9	,055	,058	,342	73,7	90,3	84,0
	Eméd9	,008	,005	,114			
	Rméd45	,013	,005	,007			
	Mvar48	-1,915	,903	,034			
	Constante	-,823	,858	,337			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Rméd45.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Eméd9.

c Variável(s) introduzida(s) no passo 3: Mvar48.

d Variável(s) introduzida(s) no passo 4: EVvar9.

A Tabela 71 mostra o modelo escolhido para o setor de Veículos e Peças.

Tabela 71: O modelo escolhido da regressão logística para o setor de Veículos e Peças

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Lméd21	-,577	,321	,072	28,6	97,2	86,0
	Rvar41	-4,880	8320,025	1,000			
	Constante	-30,386	56832,976	1,000			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Lméd21.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Rvar41.

A Tabela 72 mostra o modelo escolhido para o setor Outros.

Tabela 72: O modelo escolhido da regressão logística para o setor Outros

Passo	Variável	B	Erro	Sig.	% classificação correta		
					Desvalorizou	Valorizou	Total
Passo 2 (a-b)	Eméd15	,017	,006	,004	2,2	99,5	69,7
	Mvar48	,446	,212	,036			
	Constante	-,230	,343	,503			

a Variável(s) introduzida(s) no passo 1: Eméd15.

b Variável(s) introduzida(s) no passo 2: Mvar48.

4.6. Análise dos modelos de regressão linear e logística

Os R quadrados corrigidos inferiores a 0,600 (padrão utilizado pelo autor) estão destacados na Tabela 73 e representam aqueles modelos que não conseguiram ajustar satisfatoriamente as variáveis independentes para explicar a média do valor de mercado futuro ou a variação de valor de mercado futuro das empresas.

Tabela 73: Representatividade dos modelos de regressão linear escolhidos segundo estatística do R quadrado corrigido

Modelos das Regressões	R quadrado corrigido do modelo escolhido	
	Variável dependente: VMéd62	Variável dependente: Vvar62
Regressão Linear		
Todos os setores	0,753	0,38
Por setores		
Agropecuária e Pesca	0,982	0,884
Alimentos e Bebidas	0,987	0,996
Comércio	0,983	0,539
Construção	0,963	0,99
Eletroeletrônicos	0,967	0,461
Energia Elétrica	0,942	0,831
Finanças e Seguros	0,361	0,035
Fundos	0,917	0,498
Máquinas Industriais	0,977	0,694
Mineração	0,973	0,897
Minerais não Metálicos	0,998	1,000
Papel e Celulose	0,999	0,961
Petróleo e Gás	0,999	0,463
Química	0,918	0,163
Siderurgia e Metalurgia	0,878	0,935
Software e Dados	0,988	0,953
Telecomunicações	0,982	0,817
Têxtil	0,997	0,742
Transportes e Serviços	0,991	0,974

Veículos e Peças	0,517	0,963
Outros	0,903	0,275

Mesmo sendo estes os melhores modelos para seus respectivos setores, pelo fato de apresentarem as melhores estatísticas que os outros, são considerados neste trabalho com baixo poder preditivo do valor de mercado das empresas. Quanto mais próximo de 1,000 maior é o poder preditivo do modelo. Neste sentido, uma predição do valor de mercado para os próximos dois anos, utilizando-se de dados advindos de 3 anos anteriores foi possível para todos os setores, exceto o setor de Finanças e Seguros.

Portanto a utilização de indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – para empresas de diferentes países e setores dos três últimos anos para prever o valor de mercado para os próximos dois anos foi possível como demonstrado.

Desta forma verificou-se o relacionamento do desempenho medido por estes indicadores com o valor de mercado futuro das Sociedades Anônimas.

Além disso, percebe-se pela Tabela 161 que somente dois modelos de regressão linear que adotam como variável dependente VM_{méd62} tiveram o R quadrado corrigido inferior a 0,600, enquanto que os modelos que adotaram a VM_{var62} tiveram nove abaixo de 0,600. Porém, não pode-se afirmar que modelos lineares de previsão da média dos próximos dois anos do valor de mercado tenham maior poder preditivo que os que prevêm a variação. Isto porque o valor de mercado dos próximos dois anos de empresas de alguns setores como Alimentos e Bebidas, Construção, Minerais não Metálicos, Siderurgia & Metalurgia e Veículos e Peças são melhores previstos através da variação e os outros setores restantes, inclusive para o conjunto de Sociedades Anônimas, pela média.

De modo geral, percebeu-se quando as Sociedades Anônimas são agrupadas por setores, aumenta-se a capacidade preditiva dos modelos, fazendo com que as previsões sejam da média ou a variação do valor de mercado dos próximos dois anos sejam mais acertadas. Porém para uma previsão da média do valor de mercado para os próximos dois anos do conjunto de Sociedades Anônimas, apesar de ter uma menor capacidade preditiva se comparada aos setores, mostrou-se possível, segundo o critério utilizado neste trabalho (R quadrado corrigido maior que 0,600).

No que diz respeito a verificação da possibilidade de distinguir (entre empresas que valorizam e empresas que não valorizam) e antever em dois anos o valor de mercado futuro do conjunto de Sociedades Anônimas e para cada um dos setores econômicos através do desempenho medido pelos indicadores dos últimos três anos, foi utilizada a regressão logística. As porcentagens corretas de classificação das empresas que valorizaram e desvalorizaram segundo os modelos de regressão logística realizados podem ser vistos na Tabela 162. A Tabela mostra também a porcentagem global que pondera os acertos das classificações individuais das empresas que valorizaram e que desvalorizaram.

Tabela 74: Porcentagem correta de classificação das empresas que valorizaram e desvalorizaram pelos modelos de regressão logística escolhidos

Modelos escolhidos	Porcentagem correta de classificação		
	Desvalorizaram	Valorizaram	Global
Regressão Logística			
Todos os setores	3,1	99,4	74,5
Por setores			
Agropecuária e Pesca	28,6	95,5	79,3
Alimentos e Bebidas	16,7	100	81,7
Comércio	66,7	93,7	86,2
Construção	81,3	96,4	90,9
Eletroeletrônicos	39,6	88,9	71,7
Energia Elétrica	33,3	100	97,8
Finanças e Seguros	42,4	97,6	85,6
Fundos	73,3	95,5	91,5
Máquinas Industriais	41,7	95	82,7
Mineração	87,5	97,6	94,8
Minerais não Metálicos	75	95,5	92,3
Papel e Celulose	90	94,4	92,9
Petróleo e Gás	29,2	94	76,9
Química	34,2	92,3	73,3
Siderurgia e Metalurgia	36,4	100	89,2
Software e Dados	55	90	80
Telecomunicações	33,3	97,5	85,7
Têxtil	28,6	88,9	68,3
Transportes e Serviços	73,7	90,3	84
Veículos e Peças	28,6	97,2	86
Outros	2,2	99,5	69,7

Para o conjunto de Sociedades Anônimas o modelo de regressão logística que melhor se adequou às estatísticas de $-2 \log$ da verossimilhança, R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke conseguiu classificar corretamente 74,5 % dos casos, o que é

representativo. Porém, o modelo não consegue discriminar corretamente aquelas Sociedades Anônimas que desvalorizarão (conseguiu distinguir somente 3,1% dos casos), apesar de conseguir discriminar corretamente a maioria (99,4%) dos casos de Sociedades Anônimas que valorizarão nos próximos dois anos.

Para alguns setores as regressões logísticas apresentaram este mesmo problema de não conseguir classificar a maioria dos casos de empresas que desvalorizarão nos próximos dois anos. São estes setores: Agropecuária e Pesca, Alimentos e Bebidas, Eletroeletrônicos, Energia Elétrica, Finanças e Seguros, Máquinas Industriais, Petróleo, o Gás, Química, Siderurgia e Metalurgia, Telecomunicações, Têxtil, Veículos e Peças, Outros. Já, para o conjunto de Sociedades Anônimas e para cada um dos setores sem distinção, os modelos de regressão logística conseguiram classificar a maioria das empresas que valorizarão nos próximos dois anos.

Na classificação global todos os modelos (para o conjunto de Sociedades Anônimas e por setores) conseguiram distinguir acima de 60% dos casos e valorização e desvalorização, o que pode ser considerado satisfatório. Assim, a utilização de indicadores de desempenho para distinguir globalmente as empresas que valorizarão e desvalorizarão no futuro mostrou-se possível.

Para identificar para cada setor econômico os indicadores que maior influência tem sobre o valor de mercado futuro, foi elaborada a Tabela 163 que contém todos os indicadores utilizados nos modelos escolhidos das regressões lineares e logísticas realizadas.

Tabela 75: Indicadores mais utilizados nas regressões lineares e logísticas

Variáveis dos modelos	Frequência	Porcentagem	Porcentagem acumulada
Mméd54	17	3,93	3,93
Rméd31	9	2,08	6,00
Mvar52	9	2,08	8,08
Rméd30	8	1,85	9,93
Lméd24	8	1,85	11,78
Lméd23	8	1,85	13,63
Rvar39	7	1,62	15,24
Rméd35	7	1,62	16,86
Fvar3	7	1,62	18,48
Evar19	7	1,62	20,09
Tméd57	6	1,39	21,48

Rvar42	6	1,39	22,86
Rvar31	6	1,39	24,25
Rméd43	6	1,39	25,64
Rméd41	6	1,39	27,02
Rméd38	6	1,39	28,41
Mvar56	6	1,39	29,79
Mvar53	6	1,39	31,18
Mméd56	6	1,39	32,56
Mméd49	6	1,39	33,95
Lvar24	6	1,39	35,33
EVvar9	6	1,39	36,72
Eméd15	6	1,39	38,11
Améd27	6	1,39	39,49
Rvar45	5	1,15	40,65
Rvar34	5	1,15	41,80
Rméd45	5	1,15	42,96
Rméd44	5	1,15	44,11
Rméd42	5	1,15	45,27
Mvar54	5	1,15	46,42
Mvar48	5	1,15	47,58
Fvar2	5	1,15	48,73
Fméd4	5	1,15	49,88
Fméd2	5	1,15	51,04
Evar13	5	1,15	52,19
Eméd9	5	1,15	53,35
Eméd6	5	1,15	54,50
Eméd5	5	1,15	55,66
Eméd12	5	1,15	56,81
Rvar37	4	0,92	57,74
Rvar33	4	0,92	58,66
Rvar30	4	0,92	59,58
Mméd53	4	0,92	60,51
Mméd51	4	0,92	61,43
Mméd48	4	0,92	62,36
Mméd47	4	0,92	63,28
Lvar20	4	0,92	64,20
Fvar1	4	0,92	65,13
Evar8	4	0,92	66,05
Evar12	4	0,92	66,97
Eméd8	4	0,92	67,90
Eméd18	4	0,92	68,82
Eméd14	4	0,92	69,75
Eméd13	4	0,92	70,67
Eméd10	4	0,92	71,59
Tvar61	3	0,69	72,29

Tvar58	3	0,69	72,98
Rvar41	3	0,69	73,67
Rvar40	3	0,69	74,36
Rvar35	3	0,69	75,06
Rvar32	3	0,69	75,75
Rméd40	3	0,69	76,44
Rméd34	3	0,69	77,14
Mvar51	3	0,69	77,83
Mvar49	3	0,69	78,52
Mvar46	3	0,69	79,21
Mméd52	3	0,69	79,91
Mméd50	3	0,69	80,60
Lméd20	3	0,69	81,29
Fvar4	3	0,69	81,99
Fméd3	3	0,69	82,68
Evar6	3	0,69	83,37
Evar18	3	0,69	84,06
Evar17	3	0,69	84,76
Evar16	3	0,69	85,45
Evar11	3	0,69	86,14
Eméd11	3	0,69	86,84
Avar29	3	0,69	87,53
Améd26	3	0,69	88,22
Améd25	3	0,69	88,91
Tvar60	2	0,46	89,38
Rvar38	2	0,46	89,84
Rvar36	2	0,46	90,30
Rméd39	2	0,46	90,76
Mvar55	2	0,46	91,22
Mvar47	2	0,46	91,69
Mméd55	2	0,46	92,15
Lvar23	2	0,46	92,61
Lvar22	2	0,46	93,07
Fméd1	2	0,46	93,53
Evar7	2	0,46	94,00
Evar5	2	0,46	94,46
Evar15	2	0,46	94,92
Evar14	2	0,46	95,38
Eméd17	2	0,46	95,84
Eméd16	2	0,46	96,30
Tvar59	1	0,23	96,54
Tméd61	1	0,23	96,77
Tméd59	1	0,23	97,00
Rvar43	1	0,23	97,23
Rméd33	1	0,23	97,46

Rméd32	1	0,23	97,69
Mvar50	1	0,23	97,92
Mméd46	1	0,23	98,15
Lméd22	1	0,23	98,38
Lméd21	1	0,23	98,61
Eméd7	1	0,23	98,85
Avar28	1	0,23	99,08
Avar27	1	0,23	99,31
Avar26	1	0,23	99,54
Avar25	1	0,23	99,77
Améd29	1	0,23	100,00
Total	433	100	

É possível visualizar na Tabela que os indicadores que mais se relacionaram com o valor de mercado futuro respectivamente foram: Mméd54, Rméd31, Mvar52, Rméd30, Lméd24, Lméd23, Rvar39, Rméd35, Fvar3, Evar19. Juntos estes indicadores representam 20,9% de todos os indicadores incluídos nos modelos de regressão sejam eles lineares ou logísticos.

Tabela 76: Grupos de indicadores mais utilizados nos modelos de regressão lineares e logísticas

Grupo de indicadores	Frequência	Porcentagem	Porcentagem acumulada
Rentabilidade	125,00	28,87	28,87
Estrutura de capital	103,00	23,79	52,66
Mercado	99,00	22,86	75,52
Liquidez	35,00	8,08	83,60
Fundamentalistas	34,00	7,85	91,45
Atividade	20,00	4,62	96,07
Técnicos	17,00	3,93	100,00
Total	433,00	100,00	

A Tabela 164 mostra os grupos de indicadores, tratados no referencial teórico, mais utilizados nos modelos de regressão lineares e logísticas. Os principais grupos que se relacionam com o valor de mercado futuro são os de Rentabilidade, Estrutura de capital e Mercado, que juntos representam 75,52% de todos os indicadores utilizados nos modelos de regressão lineares e logísticas.

Quanto a forma de utilização dos indicadores (médias ou variações) esta não mostrou-se

relevante, uma vez que as variáveis independentes tanto na forma de média quanto de variação tiveram uma presença quase igualitária nos modelos de regressão. Essa distribuição pode ser vista na Tabela 165.

Tabela 77: Distribuição das variáveis independentes médias e variações utilizadas nos modelos de regressões lineares e logísticas escolhidos

Variáveis independentes	Frequência	Porcentagem
Médias	55	49,11
Variações	57	50,89
Total	112	100

Por fim, com relação à elaboração de modelos para o conjunto de Sociedades Anônimas e para cada um dos setores, e os indicadores (variáveis independentes que entraram no modelo) mais relevantes na predição do valor de mercado futuro, estes podem ser vistos nas suas respectivas tabelas, nesta seção, tanto para as regressões lineares quanto para as regressões logísticas.

5. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este estudo trata-se de uma análise do desempenho de organizações através de indicadores de três anos anteriores (2002 a 2004), impactando no valor de mercado das empresas nos dois anos posteriores (2005 a 2006).

Os indicadores de desempenho têm um papel importante dentro e fora das empresas. Internamente são responsáveis por operacionalizar e medir cada objetivo específico traçado pelos gestores da empresa. Além de tornar os objetivos mais praticáveis e compreensíveis aos gestores, os indicadores, por sua característica mensurável, são capazes de controlar cada aspecto incutido no objetivo, de analisar as falhas e redirecionar a empresa para o caminho almejado. Externamente, servem como sinalizadores da situação empresarial aos *stakeholders*, influenciando no valor de mercado. Neste sentido uma análise através da utilização de indicadores utilizando-se de dados contábeis, técnicos e de mercado da empresa, pode contribuir para a organização maximizar seu valor fazendo com que o acionista maximize seus ganhos. (COPELAND, 1994).

Porém, tais tautologias não são consenso no que diz respeito à utilização e conseqüentemente à relevância das demonstrações contábeis para a tomada de decisão dos usuários.

Uma vez que tais indicadores são fontes de informações para investidores e estes por sua vez objetivam maximizar a sua riqueza, o qual também constitui o objetivo principal da empresa, cabe um estudo investigativo da validade destes instrumentos para antever situações de ganhos e/ou perdas de riqueza. Isto porque, até o presente momento, nenhum estudo sobre este tema é conclusivo e existem caminhos a serem percorridos que ainda não foram explorados.

Um destes caminhos é a associação do desempenho empresarial apontado pelos indicadores com uma situação futura de valor de mercado destas empresas, pretendendo-se verificar a validade destes instrumentos para se prever valorizações e/ou desvalorizações de ações em um horizonte de dois anos.

Desta forma os indicadores ao mensurar um desempenho passado de um conjunto de empresas - o desempenho da empresa nos três últimos anos - pode levar o investidor a investir ou não na empresa posteriormente - nos próximos dois anos - devido à expectativas de ganhos futuros. Isto porque o mercado acionário pode gerar expectativas positivas de uma empresa que tenha um ótimo desempenho medido nos anos anteriores, fazendo com que esta organização tenha o seu valor de mercado aumentado. Ou, caso contrário, o mercado ao perceber uma situação em que o desempenho da empresa vem piorando ao longo do tempo pode gerar expectativas negativas com relação a esta empresa impactando negativamente no seu valor de mercado futuro.

Nesta direção os resultados obtidos apontam que os indicadores de desempenho dos três últimos anos consegue prever satisfatoriamente o valor e mercado dos próximos dois anos, apesar das limitações apresentadas por dados oriundos de demonstrações contábeis. A exceção é feita ao setor de Finanças e Seguros que apresentou um R quadrado e R quadrado corrigido bem abaixo dos outros setores.

Portanto, verificou-se a funcionalidade da utilização de indicadores de desempenho - fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos – para empresas de diferentes países e setores dos três últimos anos para prever o valor de mercado para os próximos dois anos.

Além disso, foram calculados os indicadores fundamentalistas, de estrutura de capital, de liquidez, de atividade, de rentabilidade, de mercado e técnicos para as Sociedades Anônimas. Verificou-se que os indicadores que mais se relacionaram com o valor de mercado futuro das Sociedades Anônimas foram: M_{med54} , R_{med31} , M_{var52} , R_{med30} , L_{med24} , L_{med23} , R_{var39} , R_{med35} , F_{var3} , E_{var19} . Juntos estes indicadores representam 20,9% de todos os indicadores incluídos nos modelos de regressão sejam eles lineares ou logísticos.

Os principais grupos que se relacionam com o valor de mercado futuro são os de Rentabilidade, Estrutura de capital e Mercado, que juntos representam 75,52% de todos os indicadores utilizados nos modelos de regressão lineares e logísticas.

Quanto a forma de utilização dos indicadores (médias ou variações) esta não mostrou-se relevante, uma vez que as variáveis independentes tanto na forma de média quanto de variação tiveram uma presença igualitária nos modelos de regressão.

Para alguns setores as regressões logísticas apresentaram o problema de não conseguir classificar satisfatoriamente os casos de empresas que desvalorizarão nos próximos dois anos. São estes setores: Agropecuária e Pesca, Alimentos e Bebidas, Eletroeletrônicos, Energia Elétrica, Finanças e Seguros, Máquinas Industriais, Petróleo o Gás, Química, Siderurgia e Metalurgia, Telecomunicações, Têxtil, Veículos e Peças, Outros. Já, para o conjunto de Sociedades Anônimas e para cada um dos setores sem distinção, os modelos de regressão logística conseguiram classificar de maneira satisfatória as empresas que valorizarão nos próximos dois anos.

Na classificação global todos os modelos (para o conjunto de Sociedades Anônimas e por setores) conseguiram distinguir acima de 60% dos casos de valorização e desvalorização, o que pode ser considerado satisfatório. Assim, a utilização de indicadores de desempenho para distinguir globalmente as empresas que valorizarão e desvalorizarão no futuro mostrou-se possível.

Por fim, com relação a elaboração de modelos para o conjunto de Sociedades Anônimas e para cada um dos setores, estes podem ser vistos nas suas respectivas tabelas, no Capítulo 4, tanto para as regressões lineares quanto para as regressões logísticas. Informações adicionais dos modelos podem ser encontradas no Apêndice. As regressões lineares utilizaram-se do método *Stepwise* o qual permitiu identificar e incorporar aos modelos os indicadores (variáveis independentes que entraram no modelo) mais relevantes na predição do valor de mercado futuro.

Para trabalhos futuros pretende-se explicar o problema apresentado pelos modelos de regressão logística de não conseguirem classificar satisfatoriamente os casos de empresas que desvalorizarão nos próximos dois anos. Outra possibilidade é verificar a aplicabilidade destes resultados aos demais anos e agrupamento de períodos. Pretende-se também separar as análises por países para verificar a eficiência de cada mercado.

6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALMEIDA, R. J. Conflitos entre acionistas majoritários, acionistas minoritários e administradores profissionais causados por importâncias assimétricas dos direcionadores de valor das empresas. **Revista de Administração**, São Paulo, v. 37, n. 1, p. 6-18, jan./mar. 2002.

ALTMAN, E.E.; LAVALLE, M. Business failure Classification in Canada. **Journal of Business Administration**, n. 2, p. 40-62, 1981.

ALTMAN, E.I. e NARAYANAN, P.. Business failure classification models: an international survey. **Working Papers Series**, p. 96-34, 1996.

ALTMAN, E.I.. **Corporate financial distress and bankruptcy**: a complete guide to predicting and avoiding distress and profiting from bankruptcy. John Wiley and Sons: New York, 1983.

ALTMAN, E.I.. Financial Ratios, Discriminate Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. **The Journal of Finance**, p. 589-609, 1968.

ALTMAN, E.I.; BAIDA, T.; RIBEIRO, L.M.D.. Assessing Potential Financial Problems for Firms in Brazil. *Journal of International Business Studies*, p. 9 – 24, 1979.

ALTMAN, E.I.; CHEN, Y.; WESTON, F. Financial distress and restructuring models. **Working Paper Series**, New York University Salomon Center, p. 6-95, 1994.

ALTMAN, E.I.; FRIEDMAN, H.; LI, K.D.. Introducing recursive partition for financial classification: the case of financial distress. **Studies in Banking and Finance**, vol. 8, p. 197 – 223, 1988.

ALTMAN, E.I.; GIANCARLO, M.; VARETTO, F.. Corporate distress diagnosis: comparisons using linear discriminant analysis and neural networks. **Working Papers Series**, New York University Salomon Center, p. 59-93, 1993.

ALTMAN, E.I.; HALDEMAN, R.. Corporate credit scoring models: approaches and standards for successful implementation. **Working Paper Series**, New York University Salomon Center, p. 6-95, 1995.

- ALTMAN, E.I.; HALDEMAN, R.; NARAYANAN, P. Zeta Analysis. **Journal of Banking and Finance**, junho, p.29-54, 1977.
- ALTMAN, E.I.; HARTZELL, J. e PECK, M., **Emerging Markets Corporate Bonds: A Scoring System**. New York: Salomon Brothers Inc, 1995.
- ALTMAN, E.I.; WOM, K. D. e HO, E. Y. **Distress classification of Korean firms**. New York: Salomon Center, 1995.
- ALVES, T. W.; SCALABRIN, I. **Os Indicadores Contábeis Podem Prever a Geração de Valor?**. In: XXVII Encontro da ANPAD, 2003, Atibaia - SP, 2003.
- ALVES-MAZZOTI, A. e GEWANDSZNAJDER, F. **O método nas ciências naturais e sociais: pesquisa quantitativa e qualitativa**. São Paulo: Thomson, 2002.
- AMAT, O. **Contabilidad creativa**. Barcelona: Gestión, 1996.
- APPETITI, S.. Identifying unsound firms in Italy. An attempt to use trend variables. **Journal of Banking and Finance**, vol. 8, p. 269-279, 1984.
- AZIS, A. e LAWSON, G.L.. Cash flow Reporting and Financial Distress Models: Testing of Hypotheses. **Financial Management**, p. 55-63, 1989.
- BARONTINI, R.,. L'efficacia dei modelli di previsione delle insolvenze: Risultati di una verifica empirica. **Finanza, Imprese e Mercati**, vol. 1, p. 141-185, 1992.
- BEAVER, W.. Alternative accounting measures as predictors of failure. **The Accounting Review**, p. 112-122, 1968.
- BEAVER, W.. Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies. **Supplement to Journal of Accounting Research**, p. 71-111, 1966.
- BEERMAN, K.. **Prognosemöglichkeiten von Kapitalverlusten mit Hilfe von Jahresabschlüssen**. Dusseldorf: IDW Verlag, 1976.
- BERG, D.. Bankruptcy prediction by generalized additive models. **Applied Stochastic Models in Business and Industry**, vol.23; p.29-129, 2007.
- BERNSTEIN, L.A.. **Financial statement analysis theory**. New York: McGraw- Hill, 1999.
- BHATIA, U.. Predicting corporate sickness in India. **Studies in Banking and Finance**, n. 7, p. 57-71, 1988.

BILDERBEEK, J.. An empirical study of the predictive ability of financial ratios in the Netherlands. **Zeitschrift fur Betriebswirtschaft**, n. 5, 1979.

BIZQUERRA, R. A.. **Introducción conceptual al análisis multivariable**. Barcelona: PPU, 1989.

BLUM, M.. Failing company discriminant analysis. **Journal of Accounting Research**, p. 1-25, 1974.

BRAGA, R.; NOSSA, V.; MARQUES, J. A, V. C.. Uma proposta para a análise integrada da liquidez e rentabilidade das empresas. **XXVII ENANPAD**, 2003.

BREALEY, R. e MYERS, B.. **Principles of corporate finance**. New York: McGraw-Hill, 1999.

BRIGHAM, E. F e HOUSTON, J.; F. **Fundamentos da moderna administração financeira**. Rio de Janeiro: Campus. 1999.

BROWN, P. e BALL, R.. Some preliminary findings on the association between the earnings of a firm. **Empirical Research Accounting**, p. 55-77.

BUKOVINSKY, D.. **Cash flow and cash position measures in the prediction of business failure**: an empirical study. Tesis de la Universidad de Kentucky; 205 p., 1993.

CAMPBELL, J.Y. e SHILLER, R. J.. Stock Prices, Earnings, and Expected Dividends. **Journal of Finance** , 661-676, 1988a.

CAMPBELL, J.Y. e SHILLER, R. J.. The Dividend-Price Ratio and Expectations of Future Dividends and Discount Factors. **Review of Financial Studies** 1, 195-228, 1988b.

CAMPBELL, J.Y.. A Variance Decomposition for Stock Returns. **Economic Journal** 21, p. 157-179, 1991.

CAMPBELL, J.Y.. Stock Returns and the Term Structure. **Journal of Financial Economics** 18, p. 373-399, 1987.

CASEY, C. e BARTCZAK, N.. Using Operating Cash Flow to Predict Financial Distress: Some Extensions, **Journal of Accounting Research** 23, p. 384-401, 1985.

- CASEY, C.. The Usefulness of Accounting Ratios for Subjects' Predictions of Corporate Failure: Replication and Extensions. **Journal of Accounting Research**, Vol. **18**, No. **2**, autumn, p. 603-613, 1980.
- CATELLI, A. **Controladoria**: uma abordagem de gestão econômica – GECON. São Paulo: Atlas, 1999.
- CHEN, K. H. e SHIMERDA, T. A.. An Empirical Analysis of Useful Financial Ratios, **Financial Management**, p. 51–60, 1981.
- CHENG, C. S. A. e MCNAMARA, R.. **The Valuation Accuracy of the Price-Earnings and Price-Book Benchmark Valuation Methods**. Houston: University of Houston, 2000.
- COASE, R. H. The nature of the firm. **Economica** **4**, 1937.
- COCHRANE, J.H.. New Facts in Finance. **Economic Perspectives** **23**, 36-58, 1999.
- COLLONGUES, Y.. Ratios financiers et prévision des faillites des P.M.E., **Banque**, n° 365, Septembre, p. 963-970, 1977.
- COPELAND, T. E. ; KOLLER, T.; MURRIN, J.. **Avaliação de empresas** – Valuation. São Paulo: Makron Books, 2000.
- COPELAND, T. E.. Why value value? **The McKinsey Quarterly**, number 4, p. 97-109, 1994.
- CORRAR, L. J.. **Indicadores de desempenho de empresas de saneamento básico**. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade da Universidade de São Paulo. São Paulo: FEA-USP, 1981.
- COURTIS, J. K.. Modelling a financial ratios categoric framework. **Journal of business finance and accounting**, p. 371-386, 1978.
- CUADRAS, C. M.. **Métodos de análisis multivariable**. Barcelona: Euniber, 1981.
- DAMBOLENA, I. G. e KHOURY, S.. Ratio stability and corporate failure. **The Journal of Finance**, September, p. 1017-1026, 1980.
- DAMBOLENA, I. G. e SHULMAN, J. M.. A primary rule for detecting bankruptcy: watch the cash. **Financial Analysis Journal**, p. 74-78, 1988.
- DAMODARAN, A.. **Avaliação de investimentos**: ferramentas e técnicas para determinação do valor de qualquer ativo. Rio de Janeiro: Qualitymark, 1997.

DEAKIN, E. B.. A discriminant analysis of predictors of business failure. **Journal of Accounting Research**, p. 167-179, 1972.

DEAKIN, E. B.. **Business failure prediction: An empirical analysis**. New York: Wiley, 1977.

DEWAELEHEYN, N. e HULLE, C.. Corporate Failure Prediction Modeling: Distorted by Business Groups' Internal Capital Markets?. **Journal of Business Finance & Accounting**, vol. 33, p. 909–931, 2006.

DEWAELEHEYN, N., HULLE, C.. Legal reform and aggregate small and micro business bankruptcy rates: evidence from the 1997 Belgian bankruptcy code. **Small Business Economics**, vol 34, p. 40-67, 2007.

DIETRICH, J.; ARCELUS, F. J.; SRINIVASAN; G.. Predicting financial failure: some evidence from new brunswick agricultural coops. **Annals of Public and Cooperative Economics**, vol. 76, p. 179–194, 2005.

DIMITRAS, A. I.; ZANAKIS, S. H.; ZOPOUNIDIS, C.. A survey of Business Failures with an Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications, **European Journal of Operational Research**, n. 90, p. 487- 513. 1996.

DRAPER, N.; SMITH, H. **Applied regression analysis**. New York: John Wiley & Sons, 1981.

ECONOMÁTICA . Disponível em:<<http://www.economática.com.br>>. Acesso em: 20 de novembro de 2006.

EDMISTER, R. O.. An empirical test of financial ratio. Analysis for small business failure prediction. **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, p. 1477-1493, 1972.

EL HENNAWY, R. e MORRIS, R.. The significance of base year in developing failure prediction models. **Journal of Business Finance & Accounting**, p. 209-223, 1983.

ELIZABETSKY, R. **Um modelo matemático para a decisão no banco comercial**. Trabalho de formatura – Departamento de Engenharia de Produção, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. São Paulo: POLI – USP, 1976.

FAMA, E.F. e FRENCH, K. R.. Business Conditions and Expected Returns on Stocks and Bonds. **Journal of Financial Economics** 25, 23-49, 1989.

FAMA, E.F. e FRENCH, K. R.. Common Risk Factors in the Returns on Stocks and Bonds. **Journal of Financial Economics** **33**, 3-56, 1993.

FAMA, E.F. e FRENCH, K. R.. Dividend Yields and Expected Stock Returns. **Journal of Financial Economics** **22**, 3-25, 1988a.

FAMA, E.F. e FRENCH, K. R.. Permanent and Temporary Components of Stock Prices. **Journal of Political Economy** **96**, 246-273, 1988b

FAMA, E.F. e FRENCH, K. R.. The Equity Premium. **Journal of Finance** **57**, 637-659, 2002.

FAMA, E.F. e SCHWERT, G.W.. Asset Returns and Inflation. **Journal of Financial Economics** **5**, p. 115-146, 1977.

FAMA, E.F.. Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work. **Journal of Finance** **25**, 383-417, 1970.

FAMA, E.F.. Stock Returns, Expected Returns, and Real Activity. **Journal of Finance** **45**, p. 1089-1108, 1990.

FASSINA, P. H.; GRUNOW, A.; SABADIN, A. L. e HEIN, N.. Indicadores econômico-financeiros e preço de ações: uma abordagem a hipótese de mercado eficiente. **II Seminário de Ciências Contábeis**. p. 1-15, 2006.

FERNANDEZ, A.I.. A Spanish model for credit risk classification. **Studies in Banking and Finance**, n. 7, p. 115-125, 1988.

FERSON, W.E. e HARVEY, C.R.. The Risk and Predictability of International Equity Returns. **Review of Financial Studies** **6**, 527-566, 1993.

FINANCIAL TRADING SYSTEM. **The First New Zealand International Two Stream Conference on Artificial Neural Networks and Expert Systems (ANNES)**, University of Otago, Dunedin, New Zealand, November 24-26, 1993b.

FITZPATRICK, P. A. **A Comparison of the Ratios of the Successful Industrial Enterprises with those of Failed Companies**. The Accountants Publishing Company, 1932.

FOSTER, F.D., SMITH, T. e WHALEY, R.E.. Assessing Goodnessof- Fit of Asset Pricing Models: The Distribution of the Maximal R². **Journal of Finance** **52**, 591-607, 1997.

- FOSTER, G.. **Financial Statement Analysis**. Prentice Hall, 1986.
- FREITAS, H. et al. O Método de Pesquisa Survey. **Revista de Administração**, v. 35, n. 3, p.105-112, 2000.
- FRENCH, K.R., SCHWERT, G.W., e STAMBAUGH, R.F.. Expected Stock Returns and Volatility. **Journal of Financial Economics** **19**, 3-29, 1987.
- FRIEDMAN, M.. **A Metodologia da Economia Positiva**. São Paulo: Multiplic, 1953.
- GABAS, T. F.. Técnicas actuales de análisis contable. Evaluación de la solvencia empresarial. **Ministerio de Economía y Hacienda de España**, 1990.
- GAHLON, J. M. e VIGELAND, R. L.. Early warning signs of bankruptcy using cash flow analysis. **Journal of Commercial Bank Lending**, vol. 74, n. 5, p. 4 – 15, 1988.
- GAMBOLA, M. e KETZ, E.. A Note of Cash Flow and Classification Patterns of Financial Ratios. **Financial Management**, p. 55-65, 1983a.
- GAMBOLA, M. e KETZ, E.. Cash Flow and Financial Ratios. **Financial Management**, p. 66-76, 1983b.
- GAMBOLA, M.; HASKINGS, M.; KETZ, E. e DAVID, W.. Cash flow in bankruptcy prediction. **The Accounting Review**, January, p.105-114,1987.
- GAPENSKI, L. C.; et al. **Administração Financeira: teoria e prática**. São Paulo: Atlas, 2001.
- GARCÍA-AYUSO, C. M. e JIMÉNEZ, C. S.: Una reflexión crítica sobre el concepto y ámbito del análisis financiero y los objetivos de la investigación en materia de análisis de la información financiera. **Revista Española de Financiación y Contabilidad XXV (87)**, abril-mayo, 1996.
- GARCÍA-AYUSO, C. M. Técnicas de análisis factorial aplicadas al análisis de la información financiera: Clasificaciones a prior, hallazgos y evidencia empírica. **Revista Española de Financiación y Contabilidad**, p. 57-103, 1996.
- GENTRY, J. A.; NEWBOLD, P. e WHITFORD, D. T.. Predicting bankruptcy: If cash flow's not the bottom line, what is?. **Financial Analysis Journal**, september-october, p. 47-56, 1985a.
- GENTRY, J.A., NEWBOLD, P. e WHITFORD, D.T.. Classifying bankrupt firms with funds flow components. **Journal of Accounting Research**, spring, p. 146-160, 1985b.

- GIL, A. C.. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. São Paulo: Atlas, 1999.
- GLOUBOS, G. e GRAMMATIKOS, T.. The success of bankruptcy prediction models in Greece. **Studies in Banking and Finance**, n. 7, 37-46, 1988.
- GOTOH, J.. **Bankruptcy Analysis and Accounting Information**. Tokyo: Dobun-Kan, 1989.
- GOYAL, A. e SANTA-CLARA, P.. Idiosyncratic Risk Matters!. **Journal of Finance** **58**, 975-1007, 2003.
- GREMILLET, A.. **Los ratios y su utilización**. Madrid: Pirámide, 1989.
- GRIFFITHS, F.. **Creative Accounting**. Londres: Griffin, 1986.
- GUIMARÃES, M. do C. L., FILHO, A. S., MELO, C., SANTOS, S. M. C.. Indicadores para Avaliar a Capacidade de Gestão de Organizações Sociais: resultados de um estudo piloto. In: **XXVII ENANPAD 2003 – Encontro Anual da Associação Nacional dos Programas de Pós Graduação em Administração**, 2003, Atibaia, São Paulo.
- HAIR, J. et al. **Multivariate data analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 1998.
- HAIR, J. et al. **Multivariate data analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 2000.
- HALL, B. e BEAVER, G.. Some Preliminary Findings on the Association Between The Earnings of a Firm. **Empirical Research Accounting**; p.55-77, 1968.
- HORRIGAN, J.. Some empirical bases of financial ratio analysis. **The Accounting Review**, july, p. 558-568, 1965.
- HOWE, H.; LEWIS, E. E.; LIPPITT, J. W.. Estimating capitalization rates for the excess earnings method using publicly traded comparables. **Accounting Horizons**, 1999. Disponível em: <<http://aaahq.org/NERRegion/2000/q22.pdf>>. Acesso em: 10 jan. 2007.
- IUDÍCIBUS, S. de. **Análise de Balanços**. São Paulo: Atlas, 1988.
- IUDÍCIBUS, S. de. **Teoria da Contabilidade**. São Paulo: Atlas, 2000.
- IUDÍCIBUS, S. de; MARTINS, E.; GELBCKE, E. R.. **Manual de contabilidade das sociedades por ações**. São Paulo: Atlas, 2003.
- IZAN, H.Y.. Corporate distress in Australia. **Journal of Banking and Finance**, n. 8, p. 303-320, 1984.

- JHONSON, C.G. (1970): Ratio analysis and the prediction of firm failure. **Journal of Finance**, p. 1166-1168, 1970.
- JR, N. C. A. et al. **Mercado de Capitais: análise empírica no Brasil: São Paulo: Atlas, 2000.**
- KAHYA, E.. Predicting of Business Failure: A Funds Flow Approach, **Managerial Finance**, n. 3, p. 64-71. 1997.
- KANDEL, S. STAMBAUGH, R. F.. On the Predictability of Stock Returns: An Asset-Allocation Perspective. **The Journal of Finance**, Vol. 51, No. 2 (Jun., 1996), p. 385-424.
- KANITZ, S. C. **Como prever falências.** São Paulo: McGraw-Hill, 1976.
- KANITZ, S. C.. **Como prever falências.** São Paulo: Abril, 1974.
- KASSAI, S. **Utilização da análise por envoltória de dados (DEA) na análise de demonstrações contábeis.** Tese de doutorado – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade – Universidade de São Paulo, 2002.
- KENDALL, M. (1975): **Multivariate analysis:** Londres: Griffin, 1975.
- KESKINKILIC, T. SARI, G.. Probabilistic Prediction of Bankruptcy with Financial Ratios - An empirical study on Swedish market. **Master Thesis**, Göteborgs universitet/Graduate Business School, 2007.
- KO, C.J.. A delineation of corporate appraisal models and classification of bankruptcy firms in Japan. **Thesis**, New York University, 1982.
- KOCAGIL, A.E.; REYNGOLD, A.; Bren, D.. Moody's RiskCalc for private companies: Singapore. **Moody's Investors Service Global Credit Research**, New York, 2002.
- KOTHARI, S.P., SHANKEN, J.,. Book-to-market, dividend yield, and expected market returns: a time-series analysis. **Journal of Financial Economics** **44**, 1997,p.169-203.
- LAITINEN, T. e KANKAANPAA, M.. Comparative Analysis of Failure Prediction Methods: the Finnish Case. **European Accounting Review**, n. 1, p. 67-92, 1999.
- LAKONISHOK, J., SHLEIFER, A., VISHNY, R.,. Contrarian investment, extrapolation, and risk. **Journal of Finance** **49**, 1995, p.1541-1578.
- LAMONT, O. Earnings and Expected Returns. **Journal of Finance** **53**, 1998, 1563-1587.

LARGAY, J., e STICKNEY, C.. Cash flows, ratio analysis and the W.T. Grant Company bankruptcy. **Financial Analyst Journal**, July/August, p. 51-54,1980.

LAUZEL, P. e CIBERT, A.: **De los ratios al cuadro de mando**. Madrid: Ariel, 1989.

LEE, C. M.; MYERS, J. e SWAMINATHAN,B.. What is the Intrinsic Value of the DOW?. **Journal of Finance** **54(5)**, 1999, p. 1693 - 1741.

LETTAU, M. e LUDVIGSON, S.. Consumption, Aggregate Wealth, and Expected Stock Returns. **Journal of Finance** **56**, 815-849, 2001.

LEV, B. e SUNDER, S.. Methodological issues in the use of financial ratios. **Journal of Accounting and Economics**, p. 187-210, 1979.

LEV, B.. Distribution of incomes of corporations among dividends, retained earnings, and taxes. **American Economic Review** **46**, 1974, p.97-113.

LEV, B.. Dividend variability and variance bound tests for the rationality of stock market prices. *American Economic Review* **76**, 1989, p.483-498.

LEVINE, D. M.; BERENSON, M. L.; STEPHAN, D.. **Estatística**: teoria e aplicações. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2000.

LIBBY, R.. Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioral evidence. **Journal of Accounting Research**, spring, p. 150-161, 1975.

LIMA, D. V. de. **Apostila de Análise dos Balanços Públicos Aplicada**. Universidade Federal da Bahia. Especialização em Contabilidade Pública. 1973.

LIZARRAGA, D. F.. **Modelos multivariantes de previsión del fracaso empresarial**: Una aplicación a la realidad de la información contable española. Tesis doctoral, Universidad Pública de Navarra, p. 432, 1996.

LO, A. W.. Logit vs. Discriminant analysis: a specification test and application to corporate bankruptcy. **Journal of Econometrics**, p. 151-178, 1985.

LOPES DE SÁ, A.. **Algumas considerações sobre valor efetivo de empresa**. Disponível em: <<http://www.lopesdesa.com.br/valorefetivo.html>> Acesso em: 9 jan. 2007.

LOPES DE SÁ, A.. **Análise de balanços ao alcance de todos**. São Paulo: Atlas, 1967.

LOPES DE SÁ, A.. **Análise de balanços ao alcance de todos**. São Paulo: Atlas, 1981.

LOPES, A. B., DINIZ, E. H. Contabilidade: dos escândalos à renovação. **Revista de Administração de Empresas (FGV)**. São Paulo: v.2, n.2, 2003, p. 2 – 14.

LOPO, A.; BRITO, L.; DA SILVA, P. R.; MARTINS, E. Avaliação de empresas. In: FUNDAÇÃO INSTITUTO DE PESQUISAS CONTÁBEIS, ATUÁRIAS E FINANCEIRAS. **Avaliação de empresas: da mensuração contábil à econômica**. São Paulo, Atlas, 2001.

MACEDO, M. M. Gestão da produtividade nas empresas. **Revista FAE Business**, nº 3, setembro, 2002.

MARAIS, M. L.; PATELL, J. M.; WOLFSON, M. A.. The Experimental Design of Classification Models: An Application of Recursive Partitioning and Bootstrapping to Commercial Bank Loan Classifications. **Journal of Accounting Research**, Vol. 22, , p. 87-114, 1984.

MARES, A. I. **Análisis de las dificultades financieras de las empresas en una economía emergente**: las bases de datos y las variables independientes em el sector hotelero de la bolsa mexicana de valores. Tese de doutoramento – Universitat Autònoma de Barcelona. Barcelona: Departament D'economia de L'empresa, 2006.

MARTIN, D.. Early Warning of Bank Failure-A Logit Regression Approach. **Journal of Banking and Finance**, vol. 1, p. 249-276, 1977.

MARTINS, M. S. e GALI, O. C.. A Previsão de Insolvência pelo Modelo de Cox: Uma Contribuição para a Análise de Companhias Abertas Brasileiras. In: **XXVII ENANPAD 2003 – Encontro Anual da Associação Nacional dos Programas de Pós Graduação em Administração**, 2003, Atibaia, São Paulo.

MATARAZZO, D. C. **Análise financeira de balanços**. São Paulo: Atlas, 2003.

MATIAS, A. B. **Contribuição às técnicas de análise financeira: um modelo de concessão de crédito**. Trabalho de Formatura – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: FEA – USP, 1978.

MATIAS, A. B. **Insucesso de grandes bancos privados brasileiros de varejo**. Tese (Livre-Docência) Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: FEA – USP, 1999.

MATIAS, A. B.; SIQUEIRA, J. O.. Risco Bancário: Modelo de Previsão de Insolvência de Bancos no Brasil. **Revista de Administração da USP**. São Paulo: v. 31, n. 2, abril a junho de 1996.

MENSAH, Y. M.. An Examination of the Stationarity of Multivariate Bankruptcy Prediction Models: A Methodological Study. **Journal of Accounting Research**, Vol. 22, No. 1, Spring, p. 380-395,1983.

MERWIN, C. L.. Financing Small Corporations in Five Manufacturing Industries, 1926 – 1936, **National Bureau of Economic Research**, vol. 22, 1942.

MICHA, B.. Analysis of business failures in France. **Journal of Banking Finance**; p. 281–291, 1984.

MONTERREY, J. M.. El Modelo de Valoración Edwards-Bell-Ohlson (EBO): Aspectos Teóricos y Evidencia Empírica. **Revista Española de Financiación y Contabilidad**, Vol. XXVII, nº 96, p. 751-785,1998.

MORA, E.A.. Limitaciones metodologicas de los trabajos empíricos sobre la predicción del fracaso empresarial. **Revista Española de Financiación y Contabilidad**, vol. XXII, n. 46, julio-septiembre, p. 649-681, 1984.

MORA, E.A.. Utilidad de los modelos de predicción de la crisis empresarial. **Revista Española de Financiación y Contabilidad**, vol. XXIV, n. 83, abril-junio, p. 281-300, 1995.

O'SHAUGHNESSY, J. P.. **What Works on Wall Street: a Guide to the Best-Performing Investment Strategies of All Time**. New York: MacGraw-Hill, 1997.

OHLSON, J.A.. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy, **Journal of Accounting Research**, spring, p. 109-131, 1980.

OHLSON, J.A.. Earnings, book value, and dividends in security valuation. **Contemporary Accounting Research**, 11: p. 661-687,1992.

OHLSON, J. A. Earnings, Book Values, and Dividends in Equity Valuation. **Contemporary Accounting Research**, v. 11, p. 661-687, 1995.

OLIVEIRA, E. F. de; GUERREIRO, R.; SECURATO, J. R. Uma proposta para a avaliação da empresa em condições de risco com base no modelo de Ohlson. In:

ENCONTRO ANUAL DA ASSOCIAÇÃO DOS PROGRAMAS DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ADMINISTRAÇÃO, 26.,2002, Salvador. **Anais...** Rio de Janeiro: ANPAD, 2002. CD-ROM CCG-12

PACEY, J. e PHAM, T.. The Predictiveness of Bankruptcy Models: Methodological Problems and Evidence. *Journal of Management*, vol. 15, p. 315-337, December, 1990.

PANAYIOTIS, T., PAPOULIAS, C. Alternative Models For Assessing The Financial Condition Of Business In Greece **Journal of Business Finance & Accounting**, 18 (5), 1991, p. 697–720.

PASCALE, R.. A multivariate model to predict firm financial problems: The case of Uruguay, **Studies in Banking and Finance**, n. 7, p. 171-182, 1988.

PEEL, M.J.; PEEL, D.A. Some further empirical evidence on predicting private company failure. **Accounting and Business Research**, vol. 18, n. 69, p. 57-66, 1987.

PENMAN, S.H.; SCOTT, A.; TUNA, I. **The Book-to-Price Effect in Stock Returns: Accounting for Leverage**. Work paper, The Wharton School - University of Pennsylvania, Philadelphia, PA., 2005.

PEREIRA DA SILVA, José. **Administração de crédito e previsão de insolvência**. São Paulo: Atlas, 1982

PINCHES G.; MINGO, K.; CARUTHERS, K.; EUBANK, A.. The hierarchical classification of financial ratios. **Journal of Business Research**, october, p. 295-310, 1975.

PINCHES G.; MINGO, K.; CARUTHERS, K.; EUBANK, A.. The stability of financial patterns industrial organization. **The Journal of Finance**, p. 389-396, 1973.

PLATT NETO, O. A.. **Painéis de indicadores contábeis para diagnóstico financeiro e fiscal de municípios**. Dissertação de Mestrado, Florianópolis: UFSC, 2002.

PONTIFF, J. e SCHALL, L.. Book-to-Market as a Predictor of Market Returns, **Journal of Financial Economics**, p. 141-160, 1998.

POTERBA, J. e SUMMERS, L. Mean Reversion in Stock Returns: Evidence and Implications, **Journal of Financial Economics** , p. 27-60, 1988.

RAMSER, J. R. e FOSTER, L. O.. A Demonstration of Ratios Analysis. **Bureau of Business Research**, University of Illinois, Bulletin n. 40, 1931

RANGEL, L. L.: **A relevância dos indicadores contábeis para estimativa de retorno das ações negociadas na Bovespa**: um estudo empírico no setor de metalurgia e siderurgia. Tese de doutoramento – Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade. São Paulo: FEA – USP, 2004.

REES, B.. Flujo de Caja y el Control de la Dirección. **Cuadernos de Gestión**. Edit. N.A.A. R, 1991.

REY, D.. **Stock Market Predictability**: Is it There? A Critical Review. Work paper, University of Basel, WWZ/Department of Finance, 2003.

ROSE, P. e GIROUX, G.A.. Predicting corporate bankruptcy: An analytical and empirical evaluation. **Review of Business and Economic Research**, spring, p.1-12, 1984.

SÁNCHEZ, F.. **Las sociedades cotizadas y los efectos psicológicos en la formulación de precios**. Work paper, The Royal Institute of Economic Affairs and European Capital Markets Institute, 1991.

SANTI FILHO, A.; OLINQUEVITCH, J. L. **Análise de balanços para controle gerencial**. São Paulo: Atlas, 1995.

SANTOS, A. dos e BARBIERI, G. Extinção da correção monetária de balanços: já assistimos esse filme e o contribuinte é quem irá pagar essa conta. **IOB – Temática Contábil e Balanços**. São Paulo, Boletim n. 94, 1995.

SCHMIDT, R. Estimating technical and allocative inefficiency relative to stochastic production and cost frontiers. **Journal of Econometrics**, n. 9, p. 343 – 366, 1984.

SCOTT, W. R.. **Financial Accounting Theory**. Prentice Hall: New Jersey, 1981

SHEPANSKI, A.. Test of Theories of Information Processing Behavior in Credit Judgment. **Accounting Review**, vol.58, p. 581-599, 1983.

SHIRATA, C. Y.. Financial ratios as predictors of bankruptcy in Japan: an empirical research. **Journal of Risk and Management**, vol. 23, p.117-138, 1998.

SILVA, E. L. da, MENEZES, E. M.. **Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação**. Florianópolis: Laboratório de Ensino a Distância da UFSC, 2001.

SINKEY, J.. A Multivariate Statistical Analysis of the Characteristics of Problem Banks, **Journal of Finance**, vol. 30, n. 1, p. 21-36, March, 1975.

SIQUEIRA, J. R. M.; GOMES, J. S.. A análise das demonstrações financeiras em economias hiperinflacionárias: um estudo do caso brasileiro no período de 1988 a 1991. **Anais do 24º Encontro da ANPAD** – Associação Nacional dos Programas de Pós-Graduação em Administração. Florianópolis, 10-13 set. 2000, CCG – 581 (Em CDROM).

SKOGSVIK, K.. Current cost accounting ratios as predictors of business failure: the Swedish case. **Journal of Business Finance & Accounting**, vol. 17, p. 137-160, 1990.

SUOMINEN, S.I., 1988, The prediction of bankruptcy in Finland, *Studies in Banking and Finance* 7, 27-36.

SWANSON, E. e TYBOUT, J.. Industrial Bankruptcy Determinants in Argentina. **Studies in Banking and Finance**, 1988, p. 1-25.

TA, H.P., SEAH, L.H., 1988, Business failure prediction in Singapore, *Studies in Banking and Finance* 7, 105-113.

TAFFLER, R.J. e TISSHAW, H.. Going, going, going-four factors which predict. **Accountancy**, p. 50, 1982.

TAFFLER, R.J. Empirical models for the monitoring of U.K. corporations. **Journal of Banking and Finance**, p. 199-227, 1984.

TAKAHASHI, K. e KUROKAWA, Y.. Corporate bankruptcy prediction in Japan, *Journal of Banking and Finance*, 8, 1985, p. 230-247.

TAMARI, M.. Financial ratios as a means of forecasting bankruptcy. **Management International Review**, vol. 4, p. 15-21. 1977.

TAN, C.N.W.. Incorporating Artificial Neural Network into a Rule-based Financial Trading System. **The First New Zealand International Two Stream Conference on Artificial Neural Networks and Expert Systems (ANNES)**, University of Otago, Dunedin, New Zealand, November 24-26, 1993a.

TAN, C.N.W.. Trading a NYSE-Stock with a Simple Artificial Neural Network-based

TIRAPAT, S. e NITTAYAGASETWAT, A.. An investigation of Thai listed firms' financial distress using macro and micro variables. **Multinational Finance Journal**, , vol. 3, nº 2, p. 103-125. 1999.

TODA, T.. **Preventive Strategy of Corporate Bankruptcy**. Tokyo: Dobun-kan, 1984.

UNAL, T.. An early warning model of predicting firm failure in Turkey, **Studies in Banking and Finance**, vol.7, p. 141-170, 1988.

VALDERRAMA, M. J.; AGUILERA, A.M. OCAÑA F.A.. Stochastic modelling for evolution of stock-prices by means of functional Principal Component Analysis. **Applied Stochastic Models in Bussines and Industry**, 1999, p. 227-234.

WATTS, R. and ZIMMERMAN, J.. Towards positive theory of the determination of accounting standards. **The Accounting Review**, January, 1978.

WATTS, R.. **Positive research in accounting**. Work Paper, University of Rochester, 1995.

WESTON, J E BRIGHAM, E.. Failing company discriminant analysis. **Journal of Accounting Research**, p. 1-25, 1965.

WESTWICK, C.A.. Manual para la aplicación de los ratios de gestión, España, Edit Deusto, 1987.

WHITRED, G. e ZIMMER, I.. The Implications of Distress Prediction Models for Corporate Lending. **Accounting and Finance**, vol. 25, p. 1-13, 1985.

WINAKOR, A. and SMITH, R.. Changes in financial structure of unsuccessful industrial companies. **Bureau of Business Research**, Bulletin 51, University of Illinois, 1935.

YIN, Robert K. **Estudo de Caso: Planejamento e Métodos**. Porto Alegre: Bookman, 2001.

ZAVGREN, C. V.. Assessing the vulnerability to failure of american industrial firms: A logistic analysis. **Journal of Business, Finance and Accounting**, spring, p. 19-45, 1985.

ZHOU, C.. A Jump Diffusion Approach to Modeling Credit Risk and Valuing Defaultable Securities. **Working Paper**, Federal Reserve Board of Governors, March 1997.

ZMIJEWSKI, M.. Methological issues realted to the estimation of financial distress prediction models. **Supplement to The Journal of Accounting Research**, p. 59-82, 1984.

APÊNDICES

APÊNDICE A – Tabelas dos resumos dos modelos das regressões lineares múltiplas para todos os setores

Este Apêndice mostra a evolução das estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e Erro padrão da estimação a cada variável introduzida no modelo de regressão linear múltipla para a população de empresas, sem a distinção entre setores. Cada modelo incorpora uma nova variável independente melhorando as estatísticas supracitadas. Na legenda da tabela encontram-se estas variáveis independentes introduzidas em cada modelo, segundo critério adotado, mencionado na metodologia.

Tabela 78: Resumo dos modelos da regressão linear para todos os setores com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,831(a)	,691	,690	13402984,6361466
2	,848(b)	,719	,718	12788201,5442836
3	,859(c)	,737	,737	12355029,2206962
4	,862(d)	,744	,743	12207681,9191219
5	,863(e)	,745	,745	12174791,9402447
6	,864(f)	,746	,746	12149824,7119133
7	,865(g)	,747	,746	12129611,4231754
8	,865(h)	,748	,747	12115753,1542319
9	,865(i)	,749	,748	12102553,1625775
10	,866(j)	,749	,748	12090054,2591638
11	,866(k)	,751	,749	12064899,6557257
12	,867(l)	,752	,751	12033054,1914873
13	,868(m)	,753	,752	12008151,4040910
14	,868(n)	,754	,752	11994541,1357971
15	,869(o)	,755	,753	11982908,5827870
16	,869(p)	,755	,753	11972935,1801371

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61

i Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41

j Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42

- k Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42, Evar12
- l Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42, Evar12, Rméd33
- m Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42, Evar12, Rméd33, Fvar3
- n Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42, Evar12, Rméd33, Fvar3, Avar28
- o Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42, Evar12, Rméd33, Fvar3, Avar28, Lvar24
- p Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rméd31, Rméd45, Eméd19, Avar29, Mvar56, Tméd61, Rméd41, Rvar42, Evar12, Rméd33, Fvar3, Avar28, Lvar24, Rvar34

Tabela 79: Resumo dos modelos da regressão linear para todos os setores com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,512(a)	,262	,262	1,2200525
2	,555(b)	,308	,308	1,1815850
3	,577(c)	,333	,332	1,1608727
4	,592(d)	,351	,350	1,1452751
5	,597(e)	,356	,355	1,1407791
6	,601(f)	,361	,359	1,1373289
7	,603(g)	,363	,361	1,1351087
8	,605(h)	,366	,363	1,1330167
9	,607(i)	,369	,366	1,1310754
10	,609(j)	,371	,368	1,1292243
11	,611(k)	,373	,369	1,1276287
12	,613(l)	,375	,371	1,1260954
13	,614(m)	,377	,373	1,1247324
14	,616(n)	,379	,374	1,1232644
15	,617(o)	,381	,376	1,1218753
16	,618(p)	,382	,377	1,1206621
17	,620(q)	,384	,378	1,1196465
18	,621(r)	,385	,379	1,1186826
19	,622(s)	,387	,380	1,1177904

- a Variáveis independentes: (Constante), Evar7
- b Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25
- c Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22
- d Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13
- e Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7
- f Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40
- g Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39
- h Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43
- i Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6
- j Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5
- k Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28
- l Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45
- m Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46
- n Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46, Mvar56
- o Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46, Mvar56, Eméd16

- p Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46, Mvar56, Eméd16, Rvar32
- q Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46, Mvar56, Eméd16, Rvar32, Rméd42
- r Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46, Mvar56, Eméd16, Rvar32, Rméd42, Evar15
- s Variáveis independentes: (Constante), Evar7, Améd25, Lvar22, Eméd13, Eméd7, Rméd40, Rvar39, Rvar43, Evar6, Evar5, Améd28, Rméd45, Mvar46, Mvar56, Eméd16, Rvar32, Rméd42, Evar15, Rvar36

APÊNDICE B – Tabelas dos resumos dos modelos das regressões lineares múltiplas por setores com a variável dependente VMméd62

Este Apêndice mostra a evolução das estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e Erro padrão da estimação a cada variável introduzida no modelo de regressão linear múltipla para cada um dos setores utilizando-se como variável dependente o VMméd62. Cada modelo incorpora uma nova variável independente melhorando as estatísticas supracitadas. Na legenda da tabela encontram-se estas variáveis independentes introduzidas em cada modelo, segundo critério adotado, mencionado na metodologia. Cada setor está representado por uma tabela diferente. Cada tabela corresponde a um setor analisado.

Tabela 80: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,914(a)	,836	,830	113207,6351456
2	,946(b)	,894	,886	92665,5596905
3	,976(c)	,953	,948	62773,1181655
4	,975(d)	,951	,948	62805,1895455
5	,985(e)	,970	,966	50491,7986813
6	,988(f)	,977	,973	45144,4522112
7	,991(g)	,983	,979	39976,9239164
8	,993(h)	,986	,982	36558,4927202

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd30

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Mméd54

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Mméd54, Lméd23

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd23

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd23, Lméd24

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd23, Lméd24, Rméd42

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd23, Lméd24, Rméd42, Eméd17

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd23, Lméd24, Rméd42, Eméd17, Evar5

Tabela 81: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,966(a)	,933	,932	4521739,9940376
2	,972(b)	,944	,942	4164773,8773277
3	,976(c)	,952	,950	3868371,9535371
4	,978(d)	,956	,954	3718772,4346410
5	,981(e)	,963	,961	3432788,0091730
6	,984(f)	,968	,966	3218518,5624978
7	,992(g)	,985	,983	2250217,6950020
8	,993(h)	,987	,985	2110950,7024849
9	,994(i)	,988	,987	1993898,6303957
10	,994(j)	,988	,987	2004585,1720425
11	,994(k)	,989	,987	1948063,3294629

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Lméd24

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Lméd24, Evar19

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Lméd24, Evar19, Eméd9

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Lméd24, Evar19, Eméd9, Eméd14

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Lméd24, Evar19, Eméd9, Eméd14, Mméd56

i Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Lméd24, Evar19, Eméd9, Eméd14, Mméd56, Lvar23

j Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Evar19, Eméd9, Eméd14, Mméd56, Lvar23

k Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd44, Fméd4, Evar19, Eméd9, Eméd14, Mméd56, Lvar23, Mvar52

Tabela 82: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Comércio com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,982(a)	,964	,963	3410038,4415639
2	,988(b)	,977	,976	2732114,7513745
3	,990(c)	,980	,979	2557840,3764996
4	,991(d)	,981	,981	2450889,3279482
5	,991(e)	,982	,982	2405760,5828220
6	,991(f)	,983	,982	2371997,2857208
7	,992(g)	,983	,983	2339646,3228800

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Lméd23

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Lméd23, Fméd4

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Lméd23, Fméd4, Lméd24

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Lméd23, Fméd4, Lméd24, Eméd9

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Lméd23, Fméd4, Lméd24, Eméd9, Eméd16

Tabela 83: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Construção com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,912(a)	,832	,827	1125963,9875843
2	,958(b)	,918	,914	792994,2799800
3	,967(c)	,935	,930	718820,6147426
4	,973(d)	,947	,941	657845,4954611
5	,979(e)	,958	,953	589605,5027808
6	,982(f)	,964	,959	550763,8615297
7	,984(g)	,969	,963	521796,8027871

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd30

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rvar32

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rvar32, Mvar54

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rvar32, Mvar54, Evar6

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rvar32, Mvar54, Evar6, Fméd3

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rvar32, Mvar54, Evar6, Fméd3, Rméd44

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rvar32, Mvar54, Evar6, Fméd3, Rméd44, Eméd6

Tabela 84: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,972(a)	,945	,944	8845887,6364810
2	,978(b)	,956	,955	7918546,2282561
3	,979(c)	,958	,957	7726546,4901077
4	,980(d)	,961	,960	7489738,6882078
5	,981(e)	,963	,962	7321931,4602511
6	,983(f)	,966	,964	7091664,7178504
7	,984(g)	,968	,966	6904010,4189689
8	,984(h)	,969	,967	6826973,6034139

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Mvar54

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Mvar54, Rvar31

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Mvar54, Rvar31, Mvar51

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Mvar54, Rvar31, Mvar51, Eméd15

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Mvar54, Rvar31, Mvar51, Eméd15, Améd27

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Evar19, Mvar54, Rvar31, Mvar51, Eméd15, Améd27, Mvar47

Tabela 85: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
--------	---	------------	----------------------	--------------------------

1	,939(a)	,881	,880	2247172,4303823
2	,952(b)	,907	,905	2001620,7572625
3	,958(c)	,918	,915	1886454,0342728
4	,962(d)	,926	,923	1800649,9254433
5	,966(e)	,933	,929	1728687,1476247
6	,969(f)	,939	,935	1658740,6849725
7	,972(g)	,944	,940	1594680,2768693
8	,973(h)	,947	,942	1565203,7703147

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56, Rméd30

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56, Rméd30, Evar18

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56, Rméd30, Evar18, Mvar54

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56, Rméd30, Evar18, Mvar54, Evar17

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56, Rméd30, Evar18, Mvar54, Evar17, Rvar34

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Mméd56, Rméd30, Evar18, Mvar54, Evar17, Rvar34, Rvar40

Tabela 86: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,533(a)	,284	,282	24994420,6715459
2	,583(b)	,340	,335	24050967,0523213
3	,593(c)	,352	,345	23873531,2804021
4	,608(d)	,369	,360	23592688,6888364
5	,607(e)	,369	,361	23565081,1792149

a Variáveis independentes: (Constante), Rvar41

b Variáveis independentes: (Constante), Rvar41, Fméd1

c Variáveis independentes: (Constante), Rvar41, Fméd1, Rvar45

d Variáveis independentes: (Constante), Rvar41, Fméd1, Rvar45, Rméd31

e Variáveis independentes: (Constante), Fméd1, Rvar45, Rméd31

Tabela 87: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Fundos com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,886(a)	,785	,782	1925797,1759048
2	,928(b)	,861	,857	1557231,1430307
3	,943(c)	,889	,885	1398421,7844127
4	,948(d)	,898	,893	1350399,9009564
5	,951(e)	,905	,898	1314587,5944589
6	,955(f)	,911	,904	1277678,1995930
7	,959(g)	,919	,911	1228481,1335478
8	,962(h)	,925	,917	1189810,5607748

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33, Eméd5

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33, Eméd5, Lméd24

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33, Eméd5, Lméd24, Evar6

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33, Eméd5, Lméd24, Evar6, Mméd48

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33, Eméd5, Lméd24, Evar6, Mméd48, Lméd23

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rvar33, Eméd5, Lméd24, Evar6, Mméd48, Lméd23, Evar7

Tabela 88: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,953(a)	,908	,907	2382965,2330560
2	,972(b)	,945	,942	1872037,5822992
3	,978(c)	,957	,954	1675075,5246323
4	,980(d)	,961	,957	1610669,9298366
5	,982(e)	,965	,961	1539652,0081922
6	,984(f)	,969	,965	1460924,1120371
7	,986(g)	,973	,968	1391895,8165285
8	,988(h)	,976	,972	1316018,1864691
9	,987(i)	,975	,971	1333878,0197949
10	,989(j)	,979	,975	1236752,8636779
11	,991(k)	,981	,977	1177545,3643912

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Lméd24

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Lméd24, Fvar1

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Lméd24, Fvar1, Tméd61

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Lméd24, Fvar1, Tméd61, Fméd3

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Lméd24, Fvar1, Tméd61, Fméd3, Tvar58

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Lméd24, Fvar1, Tméd61, Fméd3, Tvar58, Eméd6

i Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Fvar1, Tméd61, Fméd3, Tvar58, Eméd6

j Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Fvar1, Tméd61, Fméd3, Tvar58, Eméd6, Mméd47

k Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd41, Fvar1, Tméd61, Fméd3, Tvar58, Eméd6, Mméd47, Rméd35

Tabela 89: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Mineração com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,969(a)	,938	,937	2942219,5284370
2	,979(b)	,958	,957	2433371,4820198
3	,982(c)	,964	,962	2288329,6255781
4	,983(d)	,967	,965	2205909,4169310
5	,985(e)	,970	,967	2116737,0287743
6	,987(f)	,973	,970	2018383,6462568
7	,988(g)	,976	,973	1934291,0718123

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Fvar3

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Fvar3, Rvar35

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Fvar3, Rvar35, Lvar22

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Fvar3, Rvar35, Lvar22, Mvar52

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Fvar3, Rvar35, Lvar22, Mvar52, Mvar47

Tabela 90: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,985(a)	,971	,970	833731,7346975
2	,993(b)	,985	,984	609153,2720417
3	,996(c)	,991	,990	477652,5951940
4	,997(d)	,993	,992	423847,9738242
5	,998(e)	,995	,994	374826,6359337
6	,999(f)	,997	,996	299355,4856069
7	,999(g)	,998	,997	242670,6449198
8	,999(h)	,999	,998	211973,6545244
9	1,000(i)	,999	,998	185987,7875398

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd31

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1, Lméd23

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1, Lméd23, Mvar51

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1, Lméd23, Mvar51, Mvar53

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1, Lméd23, Mvar51, Mvar53, Lméd24

h Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1, Lméd23, Mvar51, Mvar53, Lméd24, Rméd43

i Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Rvar34, Fvar1, Lméd23, Mvar51, Mvar53, Lméd24, Rméd43, Eméd11

Tabela 91: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,987(a)	,974	,973	1960804,5545335
2	,991(b)	,981	,980	1685511,2287292
3	,995(c)	,989	,988	1301472,1568008
4	,996(d)	,993	,991	1100497,4381046
5	,997(e)	,995	,994	956322,7914426
6	,998(f)	,996	,995	815217,7120159
7	,999(g)	,998	,997	659233,7375684
8	,999(h)	,999	,998	524400,1431667
9	,999(i)	,999	,998	480062,2235065
10	1,000(j)	,999	,999	413366,3742997
11	1,000(k)	,999	,999	358773,0096939

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd31

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9, Fvar4

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9, Fvar4, Mméd56

h Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9, Fvar4, Mméd56, Rvar30

i Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9, Fvar4, Mméd56, Rvar30, Rvar42

j Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9, Fvar4, Mméd56, Rvar30, Rvar42, Mvar52

k Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Eméd9, Fméd2, Evar11, EVvar9, Fvar4, Mméd56, Rvar30, Rvar42, Mvar52, Mméd49

Tabela 92: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,992(a)	,984	,984	5731235,8369018
2	,995(b)	,990	,990	4586951,5298788
3	,996(c)	,992	,991	4225074,5571809
4	,996(d)	,993	,992	4007376,7993207
5	,997(e)	,994	,993	3753052,2555452
6	,997(f)	,994	,994	3538018,6275274
7	,997(g)	,995	,995	3371869,9572891
8	,998(h)	,996	,995	3170653,8858105
9	,998(i)	,995	,995	3198872,2063692
10	,998(j)	,996	,995	3101432,2829009
11	,998(k)	,996	,996	3033008,6798740
12	,998(l)	,996	,996	2974750,8761226
13	,998(m)	,996	,996	2897423,7805396
14	,998(n)	,997	,996	2813422,7069620
15	,998(o)	,997	,996	2743018,5150590

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd31

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Mméd53

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Mméd53, Lméd24

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Mméd53, Lméd24, Rméd30

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Mméd53, Lméd24, Rméd30, Mméd56

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Mméd53, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41

h Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Mméd53, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1

i Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1

j Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1, Mvar53

k Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1, Mvar53, Mvar48

l Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1, Mvar53, Mvar48, Evar11

m Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1, Mvar53, Mvar48, Evar11, Mméd50

n Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1, Mvar53, Mvar48, Evar11, Mméd50, EVvar9

o Variáveis independentes: (Constante), Rméd31, Mméd54, Lméd24, Rméd30, Mméd56, Rméd41, Fméd1, Mvar53, Mvar48, Evar11, Mméd50, EVvar9, Evar13

Tabela 93: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Química com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,948(a)	,898	,898	10745979,4636400
2	,956(b)	,913	,912	9981477,1018306
3	,959(c)	,920	,918	9627337,7972462

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Rvar41

Tabela 94: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,840(a)	,705	,700	2997492,5490398
2	,875(b)	,766	,758	2690699,6823578
3	,902(c)	,813	,804	2425033,8927995
4	,917(d)	,841	,831	2253141,6620921
5	,925(e)	,856	,844	2164147,1818162
6	,933(f)	,870	,857	2073253,8488099
7	,941(g)	,886	,872	1961749,6196989
8	,945(h)	,893	,878	1911528,3757476

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd30

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41, Evar11

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41, Evar11, Eméd5

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41, Evar11, Eméd5, Fméd4

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41, Evar11, Eméd5, Fméd4, Evar8

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41, Evar11, Eméd5, Fméd4, Evar8, Rvar38

h Variáveis independentes: (Constante), Rméd30, Rméd41, Evar11, Eméd5, Fméd4, Evar8, Rvar38, Rvar35

Tabela 95: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,966(a)	,933	,932	9949674,6708917
2	,977(b)	,955	,953	8220237,4572342
3	,982(c)	,964	,963	7329329,3992797
4	,986(d)	,973	,971	6441411,5062896
5	,989(e)	,977	,975	5953641,8202560
6	,990(f)	,980	,978	5616795,2162871
7	,992(g)	,983	,981	5183564,1693397
8	,993(h)	,986	,984	4771242,3436798
9	,994(i)	,988	,986	4551750,6378087
10	,994(j)	,989	,987	4347608,2397249
11	,995(k)	,990	,988	4191638,1959687

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20, Rméd30

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20, Rméd30, Eméd6

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20, Rméd30, Eméd6, Fméd4

i Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20, Rméd30, Eméd6, Fméd4,

Fvar1

j Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20, Rméd30, Eméd6, Fméd4,

Fvar1, Tméd57

k Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Lméd24, Lméd23, Lméd22, Lméd20, Rméd30, Eméd6, Fméd4,

Fvar1, Tméd57, Améd27

Tabela 96: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,913(a)	,834	,830	10335792,7664841
2	,940(b)	,883	,878	8755875,9035300
3	,958(c)	,917	,912	7456430,0564790
4	,972(d)	,945	,940	6128887,7142747
5	,979(e)	,958	,953	5441781,4291046
6	,985(f)	,970	,966	4649251,6805037
7	,989(g)	,979	,975	3936448,0049382
8	,989(h)	,979	,976	3894670,0116304
9	,991(i)	,982	,979	3649226,7877525
10	,992(j)	,984	,981	3499535,4441681
11	,993(k)	,986	,982	3342023,2234506

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Lméd24

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Lméd24, Eméd10

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Lméd24, Eméd10, Rméd31

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Lméd24, Eméd10, Rméd31, Rméd30

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Eméd10, Rméd31, Rméd30

i Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Eméd10, Rméd31, Rméd30, Tvar59

j Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Eméd10, Rméd31, Rméd30, Tvar59, Mvar51

k Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd45, Evar14, Eméd10, Rméd31, Rméd30, Tvar59, Mvar51, Evar15

Tabela 97: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Têxtil com VMéd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,980(a)	,960	,959	827858,6043528
2	,985(b)	,971	,969	722966,0442474
3	,992(c)	,984	,982	544362,3715246
4	,994(d)	,988	,987	466236,9244857
5	,996(e)	,992	,991	389142,1477316
6	,997(f)	,994	,993	342383,6994965
7	,998(g)	,995	,994	319257,3324517
8	,998(h)	,996	,995	294774,8306355
9	,998(i)	,996	,995	278410,4088451
10	,998(j)	,997	,996	260583,4205552
11	,999(k)	,998	,997	227954,2795743
12	,999(l)	,998	,997	216035,8505746
13	,999(m)	,998	,997	221860,8818694
14	,999(n)	,998	,997	205419,8548884

a Variáveis independentes: (Constante), Lméd23

b Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31

c Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54

d Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43

- e Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61
 f Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13
 g Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13, Eméd12
 h Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2
 i Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2, Améd26
 j Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2, Améd26, Améd27
 k Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2, Améd26, Améd27, Eméd8
 l Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Rméd43, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2, Améd26, Améd27, Eméd8, Tméd57
 m Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2, Améd26, Améd27, Eméd8, Tméd57
 n Variáveis independentes: (Constante), Lméd23, Rméd31, Mméd54, Tvar61, Evar13, Eméd12, Fméd2, Améd26, Améd27, Eméd8, Tméd57, Eméd14

Tabela 98: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,973(a)	,947	,946	3018388,5919023
2	,989(b)	,979	,978	1945188,6032800
3	,992(c)	,984	,983	1714512,8295455
4	,993(d)	,985	,984	1639675,2818575
5	,993(e)	,987	,986	1561355,6181196
6	,994(f)	,988	,987	1489568,7196118
7	,995(g)	,990	,988	1417003,5710661
8	,996(h)	,991	,989	1335568,5923977
9	,995(i)	,991	,989	1350484,0184844
10	,996(j)	,992	,991	1251813,1794611

- a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54
 b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31
 c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47
 d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd19
 e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd19, Eméd12
 f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd19, Eméd12, Lvar20
 g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd19, Eméd12, Lvar20, Fméd4
 h Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd19, Eméd12, Lvar20, Fméd4, Rvar37
 i Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd12, Lvar20, Fméd4, Rvar37
 j Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd31, Mméd47, Eméd12, Lvar20, Fméd4, Rvar37, Tvar60

Tabela 99: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,699(a)	,489	,476	10678699,4449561
2	,735(b)	,540	,517	10257809,1505471

- a Variáveis independentes: (Constante), Rméd41
 b Variáveis independentes: (Constante), Rméd41, Tméd57

Tabela 100: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Outros com VMméd62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,900(a)	,811	,810	6235442,7102993
2	,940(b)	,884	,883	4899121,9991955
3	,946(c)	,895	,894	4662513,7030965
4	,948(d)	,899	,897	4581505,8537351
5	,950(e)	,902	,900	4514806,0499960
6	,951(f)	,904	,902	4475459,1185342
7	,952(g)	,905	,903	4452397,5878314

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd54

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd30

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd30, Mvar52

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd30, Mvar52, Rvar39

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd30, Mvar52, Rvar39, Lvar24

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd30, Mvar52, Rvar39, Lvar24, Mvar54

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd54, Rméd30, Mvar52, Rvar39, Lvar24, Mvar54, Fvar2

APÊNDICE C – Tabelas dos resumos dos modelos das regressões lineares múltiplas por setores com a variável dependente VMvar62

Este Apêndice mostra a evolução das estatísticas R, R quadrado, R quadrado corrigido e Erro padrão da estimação a cada variável introduzida no modelo de regressão linear múltipla para cada um dos setores utilizando-se como variável dependente o VMvar62. Cada modelo incorpora uma nova variável independente melhorando as estatísticas supracitadas. Na legenda da tabela encontram-se estas variáveis independentes introduzidas em cada modelo, segundo critério adotado, mencionado na metodologia. Cada setor está representado por uma tabela diferente. Cada tabela corresponde a um setor analisado.

Tabela 101: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Agropecuária e Pesca com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,672(a)	,452	,432	,9077247
2	,770(b)	,592	,561	,7978909
3	,819(c)	,670	,631	,7317931
4	,853(d)	,728	,683	,6784114
5	,886(e)	,785	,738	,6166184
6	,919(f)	,845	,803	,5351512
7	,939(g)	,881	,841	,4799420
8	,958(h)	,917	,884	,4097549

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd52

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46, Rvar33

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46, Rvar33, Mvar56

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46, Rvar33, Mvar56, Avar27

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46, Rvar33, Mvar56, Avar27, Evar8

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46, Rvar33, Mvar56, Avar27, Evar8, Mméd48

h Variáveis independentes: (Constante), Mméd52, Mvar46, Rvar33, Mvar56, Avar27, Evar8, Mméd48, Rvar42

Tabela 102: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Alimentos e Bebidas com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
--------	---	------------	----------------------	--------------------------

1	,990(a)	,981	,980	,6371480
2	,993(b)	,986	,986	,5402619
3	,995(c)	,989	,989	,4757463
4	,996(d)	,991	,991	,4335247
5	,996(e)	,992	,992	,4112240
6	,997(f)	,993	,992	,3934763
7	,997(g)	,994	,993	,3777111
8	,997(h)	,994	,994	,3660023
9	,997(i)	,995	,994	,3496289
10	,998(j)	,995	,994	,3411174
11	,997(k)	,995	,994	,3426135
12	,998(l)	,995	,995	,3301933
13	,998(m)	,996	,995	,3190342
14	,998(n)	,996	,995	,3092795
15	,998(o)	,996	,996	,3021630

a Variáveis independentes: (Constante), Evar16

b Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18

c Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42

d Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49

e Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49, Evar12

f Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49, Evar12, Avar25

g Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35

h Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18

i Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13

j Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Rméd42, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13, Rvar30

k Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13, Rvar30

l Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13, Rvar30, Mméd51

m Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13, Rvar30, Mméd51, Tvar58

n Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13, Rvar30, Mméd51, Tvar58, Tméd57

o Variáveis independentes: (Constante), Evar16, Evar18, Mméd49, Evar12, Avar25, Rméd35, Eméd18, Eméd13, Rvar30, Mméd51, Tvar58, Tméd57, Mvar46

Tabela 103: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Comércio com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,464(a)	,215	,211	,4921181
2	,566(b)	,321	,312	,4592834
3	,623(c)	,388	,377	,4372203

4	,659(d)	,434	,420	,4217523
5	,680(e)	,462	,445	,4125301
6	,698(f)	,487	,468	,4040799
7	,713(g)	,509	,487	,3966355
8	,727(h)	,529	,505	,3898054
9	,741(i)	,548	,523	,3827075
10	,753(j)	,567	,539	,3761843

a Variáveis independentes: (Constante), Lvar20

b Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19

c Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27

d Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51

e Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51, Eméd10

f Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51, Eméd10, Avar26

g Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51, Eméd10, Avar26, Rméd38

h Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51, Eméd10, Avar26, Rméd38, Rméd42

i Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51, Eméd10, Avar26, Rméd38, Rméd42, Mméd53

j Variáveis independentes: (Constante), Lvar20, Evar19, Améd27, Mméd51, Eméd10, Avar26, Rméd38, Rméd42, Mméd53, Mvar52

Tabela 104: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Construção com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,719(a)	,518	,506	1,3895506
2	,812(b)	,659	,642	1,1829422
3	,870(c)	,757	,739	1,0097306
4	,911(d)	,830	,812	,8567493
5	,940(e)	,884	,869	,7152105
6	,965(f)	,930	,919	,5628856
7	,971(g)	,943	,932	,5158869
8	,977(h)	,954	,944	,4677943
9	,983(i)	,967	,958	,4028058
10	,986(j)	,973	,965	,3708801
11	,989(k)	,977	,969	,3459417
12	,991(l)	,983	,976	,3072266
13	,993(m)	,987	,981	,2736423
14	,993(n)	,986	,980	,2792077
15	,994(o)	,988	,982	,2627720
16	,995(p)	,990	,985	,2404560
17	,996(q)	,992	,987	,2234204
18	,996(r)	,993	,989	,2109716
19	,997(s)	,994	,990	,1992821

a Variáveis independentes: (Constante), Evar19

b Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32

c Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15

d Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33

e Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20

f Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6

g Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34

h Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54

i Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16

j Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Lméd21

k Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54,

Evar16, Lméd21, Rméd31

l Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Lméd21, Rméd31, Rméd35

m Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Lméd21, Rméd31, Rméd35, Rméd45

n Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Rméd31, Rméd35, Rméd45

o Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Rméd31, Rméd35, Rméd45, Eméd14

p Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Rméd31, Rméd35, Rméd45, Eméd14, Evar18

q Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Rméd31, Rméd35, Rméd45, Eméd14, Evar18, Tvar60

r Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Rméd31, Rméd35, Rméd45, Eméd14, Evar18, Tvar60, Améd25

s Variáveis independentes: (Constante), Evar19, Rvar32, Eméd15, Rvar33, Lméd20, Eméd6, Rméd34, Mvar54, Evar16, Rméd31, Rméd35, Rméd45, Eméd14, Evar18, Tvar60, Améd25, Eméd11

Tabela 105: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Eletroeletrônicos com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,386(a)	,149	,143	,4251747
2	,469(b)	,220	,210	,4083645
3	,570(c)	,324	,311	,3813873
4	,623(d)	,388	,371	,3642644
5	,659(e)	,434	,414	,3515238
6	,684(f)	,468	,446	,3419925
7	,697(g)	,486	,461	,3372127

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd51

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd51, Eméd10

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd51, Eméd10, Mméd53

d Variáveis independentes: (Constante), Mméd51, Eméd10, Mméd53, Evar13

e Variáveis independentes: (Constante), Mméd51, Eméd10, Mméd53, Evar13, Eméd18

f Variáveis independentes: (Constante), Mméd51, Eméd10, Mméd53, Evar13, Eméd18, Fvar2

g Variáveis independentes: (Constante), Mméd51, Eméd10, Mméd53, Evar13, Eméd18, Fvar2, Rméd43

Tabela 106: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Energia Elétrica com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,506(a)	,256	,247	,6374256
2	,640(b)	,410	,396	,5707783
3	,761(c)	,579	,564	,4849561
4	,783(d)	,613	,594	,4679101
5	,800(e)	,639	,618	,4541778
6	,821(f)	,675	,651	,4338509
7	,837(g)	,701	,676	,4184019

8	,851(h)	,724	,697	,4043487
9	,868(i)	,754	,726	,3843404
10	,881(j)	,777	,749	,3683041
11	,894(k)	,800	,771	,3511770
12	,902(l)	,814	,785	,3402892
13	,911(m)	,830	,801	,3272999
14	,917(n)	,842	,812	,3185674
15	,923(o)	,853	,823	,3091191
16	,928(p)	,861	,831	,3021917

a Variáveis independentes: (Constante), Mvar56

b Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32

c Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17

d Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49

e Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35

f Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34

g Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31

h Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42

i Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20

j Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6

k Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6, Rméd39

l Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6, Rméd39, Evar19

m Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6, Rméd39, Evar19, Améd26

n Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6, Rméd39, Evar19, Améd26, EVvar9

o Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6, Rméd39, Evar19, Améd26, EVvar9, Eméd18

p Variáveis independentes: (Constante), Mvar56, Rvar32, Eméd17, Mméd49, Rméd35, Rméd34, Rvar31, Rméd42, Lméd20, Eméd6, Rméd39, Evar19, Améd26, EVvar9, Eméd18, Eméd8

Tabela 107: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Finanças e Seguros com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,196(a)	,038	,035	1,5451282

a Variáveis independentes: (Constante), Evar19

Tabela 108: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Fundos com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,495(a)	,245	,236	,2622041
2	,586(b)	,343	,327	,2461221
3	,641(c)	,411	,389	,2345256
4	,676(d)	,457	,429	,2266630
5	,705(e)	,496	,463	,2197412
6	,732(f)	,536	,498	,2124398

a Variáveis independentes: (Constante), Rvar34

b Variáveis independentes: (Constante), Rvar34, Rvar45

c Variáveis independentes: (Constante), Rvar34, Rvar45, Lvar24

- d Variáveis independentes: (Constante), Rvar34, Rvar45, Lvar24, Eméd12
 e Variáveis independentes: (Constante), Rvar34, Rvar45, Lvar24, Eméd12, Mméd47
 f Variáveis independentes: (Constante), Rvar34, Rvar45, Lvar24, Eméd12, Mméd47, Fvar2

Tabela 109: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Máquinas Industriais com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,526(a)	,277	,262	,3541735
2	,708(b)	,501	,480	,2971905
3	,741(c)	,550	,522	,2851556
4	,781(d)	,610	,576	,2683287
5	,807(e)	,651	,613	,2563566
6	,826(f)	,683	,640	,2472066
7	,847(g)	,717	,672	,2360970
8	,861(h)	,742	,694	,2280168

- a Variáveis independentes: (Constante), Fvar3
 b Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39
 c Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39, Avar28
 d Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39, Avar28, Eméd10
 e Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39, Avar28, Eméd10, Rméd44
 f Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39, Avar28, Eméd10, Rméd44, Evar7
 g Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39, Avar28, Eméd10, Rméd44, Evar7, EVvar9
 h Variáveis independentes: (Constante), Fvar3, Rvar39, Avar28, Eméd10, Rméd44, Evar7, EVvar9, Lvar24

Tabela 110: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Mineração com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,526(a)	,277	,264	1,9708138
2	,674(b)	,455	,435	1,7266740
3	,780(c)	,609	,587	1,4756504
4	,806(d)	,650	,623	1,4095600
5	,827(e)	,683	,653	1,3530947
6	,848(f)	,719	,686	1,2865115
7	,866(g)	,749	,714	1,2277732
8	,881(h)	,776	,739	1,1732684
9	,893(i)	,798	,760	1,1246577
10	,905(j)	,820	,781	1,0742609
11	,918(k)	,843	,805	1,0144728
12	,932(l)	,868	,833	,9384031
13	,942(m)	,887	,853	,8796778

14	,949(n)	,901	,869	,8317183
15	,954(o)	,911	,879	,7986849
16	,959(p)	,920	,889	,7654611
17	,963(q)	,928	,897	,7378810

a Variáveis independentes: (Constante), Evar12

b Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43

c Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42

d Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52

e Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31

f Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9

g Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43

h Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3

i Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9

j Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53

k Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58

l Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58, Rvar39

m Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58, Rvar39, Rméd44

n Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58, Rvar39, Rméd44, Evar17

o Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58, Rvar39, Rméd44, Evar17, Avar29

p Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58, Rvar39, Rméd44, Evar17, Avar29, Eméd13

q Variáveis independentes: (Constante), Evar12, Rméd43, Rvar42, Mméd52, Rvar31, EVvar9, Rvar43, Fvar3, Eméd9, Mvar53, Tvar58, Rvar39, Rméd44, Evar17, Avar29, Eméd13, Rméd35

Tabela 111: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Minerais não Metálicos com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,588(a)	,346	,318	,3781399
2	,740(b)	,547	,508	,3214551
3	,824(c)	,679	,635	,2766522
4	,874(d)	,763	,718	,2432684
5	,909(e)	,827	,783	,2132280
6	,944(f)	,891	,857	,1733843
7	,958(g)	,919	,887	,1539925
8	,972(h)	,945	,919	,1301430
9	,982(i)	,965	,945	,1069933
10	,991(j)	,983	,972	,0771693
11	,995(k)	,990	,982	,0618436
12	,998(l)	,995	,991	,0428715
13	,999(m)	,998	,995	,0315874
14	,999(n)	,999	,997	,0259649
15	1,000(o)	,999	,998	,0184471
16	1,000(p)	1,000	,999	,0120019

17	1,000(q)	1,000	1,000	,0096516
18	1,000(r)	1,000	1,000	,0050807
19	1,000(s)	1,000	1,000	,0025843
20	1,000(t)	1,000	1,000	,0011474
21	1,000(u)	1,000	1,000	,0005717
22	1,000(v)	1,000	1,000	,0001474
23	1,000(w)	1,000	1,000	,0000198
24	1,000(x)	1,000	1,000	,0000010
25	1,000(y)	1,000	1,000	.

a Variáveis independentes: (Constante), Améd26

b Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2

c Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8

d Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39

e Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8

f Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53

g Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17

h Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42

i Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16

j Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24

k Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35

l Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40

m Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11

n Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23

o Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24

p Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38

q Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13

r Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27

s Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34

t Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34, Rvar31

u Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34, Rvar31, Rméd30

v Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34, Rvar31, Rméd30, Rvar36

w Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34, Rvar31, Rméd30, Rvar36, Lvar23

x Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34, Rvar31, Rméd30, Rvar36, Lvar23, Rvar42

y Variáveis independentes: (Constante), Améd26, Fméd2, Eméd8, Rvar39, Evar8, Mvar53, Evar17, Rméd42, Evar16, Lméd24, Rvar35, Rvar40, Eméd11, Lméd23, Lvar24, Rméd38, Evar13, Améd27, Rvar34, Rvar31, Rméd30, Rvar36, Lvar23, Rvar42, Eméd13

Tabela 112: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Papel e Celulose com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
--------	---	------------	----------------------	--------------------------

1	,860(a)	,739	,729	,7311216
2	,945(b)	,894	,885	,4758703
3	,965(c)	,931	,922	,3925937
4	,979(d)	,959	,952	,3071486
5	,984(e)	,968	,961	,2774831

a Variáveis independentes: (Constante), Fvar2

b Variáveis independentes: (Constante), Fvar2, Lvar24

c Variáveis independentes: (Constante), Fvar2, Lvar24, Mvar53

d Variáveis independentes: (Constante), Fvar2, Lvar24, Mvar53, Rvar39

e Variáveis independentes: (Constante), Fvar2, Lvar24, Mvar53, Rvar39, Mvar56

Tabela 113: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Petróleo e Gás com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,334(a)	,111	,101	,2275540
2	,397(b)	,157	,138	,2228449
3	,448(c)	,201	,173	,2182706
4	,489(d)	,240	,204	,2141412
5	,540(e)	,292	,250	,2078960
6	,577(f)	,333	,285	,2029963
7	,606(g)	,368	,314	,1987745
8	,647(h)	,418	,361	,1918351
9	,686(i)	,470	,411	,1842108
10	,710(j)	,504	,442	,1792357
11	,727(k)	,529	,463	,1759031

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd35

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12, Mméd50

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12, Mméd50, Eméd15

h Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12, Mméd50, Eméd15, Mméd53

i Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12, Mméd50, Eméd15, Mméd53, Eméd5

j Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12, Mméd50, Eméd15, Mméd53, Eméd5, Rvar31

k Variáveis independentes: (Constante), Rméd35, Evar8, Rvar30, Améd25, Evar12, Mméd50, Eméd15, Mméd53, Eméd5, Rvar31, Rvar42

Tabela 114: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Química com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,248(a)	,062	,054	,3230615
2	,352(b)	,124	,108	,3135547
3	,402(c)	,161	,139	,3081406
4	,439(d)	,192	,163	,3037456

a Variáveis independentes: (Constante), Mméd56

b Variáveis independentes: (Constante), Mméd56, Fvar3

c Variáveis independentes: (Constante), Mméd56, Fvar3, Lvar20

- d Variáveis independentes: (Constante), Mméd56, Fvar3, Lvar20, Mvar53
 e Setor Econômico = Química

Tabela 115: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Siderurgia & Metalurgia com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,833(a)	,693	,688	,6415358
2	,879(b)	,772	,764	,5578164
3	,913(c)	,833	,825	,4808704
4	,925(d)	,856	,846	,4505968
5	,937(e)	,877	,867	,4195283
6	,945(f)	,894	,883	,3939030
7	,953(g)	,909	,898	,3677663
8	,958(h)	,917	,906	,3529548
9	,962(i)	,925	,913	,3398314
10	,965(j)	,931	,919	,3274956
11	,968(k)	,937	,924	,3170642
12	,972(l)	,944	,931	,3014875
13	,974(m)	,948	,935	,2923133

- a Variáveis independentes: (Constante), Eméd14
 b Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14
 c Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25
 d Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43
 e Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31
 f Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8
 g Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49
 h Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49, Mvar50
 i Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49, Mvar50, Rvar38
 j Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49, Mvar50, Rvar38, Mvar52
 k Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49, Mvar50, Rvar38, Mvar52, Tméd59
 l Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49, Mvar50, Rvar38, Mvar52, Tméd59, Fvar3
 m Variáveis independentes: (Constante), Eméd14, Evar14, Améd25, Rméd43, Rvar31, Eméd8, Mméd49, Mvar50, Rvar38, Mvar52, Tméd59, Fvar3, Rméd35

Tabela 116: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Software e Dados com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,944(a)	,892	,890	,3034414
2	,958(b)	,918	,916	,2656472
3	,964(c)	,930	,927	,2475592
4	,971(d)	,943	,939	,2257936
5	,974(e)	,948	,944	,2162388
6	,977(f)	,954	,950	,2047130
7	,979(g)	,957	,953	,1992233

- a Variáveis independentes: (Constante), Eméd18
 b Variáveis independentes: (Constante), Eméd18, Mvar49

- c Variáveis independentes: (Constante), Eméd18, Mvar49, Mvar56
d Variáveis independentes: (Constante), Eméd18, Mvar49, Mvar56, Eméd7
e Variáveis independentes: (Constante), Eméd18, Mvar49, Mvar56, Eméd7, Rvar30
f Variáveis independentes: (Constante), Eméd18, Mvar49, Mvar56, Eméd7, Rvar30, Fvar4
g Variáveis independentes: (Constante), Eméd18, Mvar49, Mvar56, Eméd7, Rvar30, Fvar4, Tvar61
h Setor Econômico = Software e Dados

Tabela 117: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Telecomunicações com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,604(a)	,365	,352	,6979075
2	,659(b)	,434	,409	,6662641
3	,722(c)	,522	,490	,6192455
4	,791(d)	,626	,592	,5538910
5	,822(e)	,676	,639	,5211411
6	,852(f)	,725	,686	,4855774
7	,877(g)	,768	,729	,4514700
8	,902(h)	,814	,776	,4098525
9	,896(i)	,803	,769	,4166856
10	,909(j)	,826	,792	,3956835
11	,923(k)	,851	,817	,3708566

- a Variáveis independentes: (Constante), Rméd32
b Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52
c Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41
d Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45
e Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15
f Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15, Améd25
g Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15, Améd25, Evar15
h Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15, Améd25, Evar15, Avar29
i Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15, Evar15, Avar29
j Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15, Evar15, Avar29, Rméd45
k Variáveis independentes: (Constante), Rméd32, Mméd52, Rvar41, Rvar45, Eméd15, Evar15, Avar29, Rméd45, Evar13

Tabela 118: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Têxtil com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,647(a)	,419	,404	,5793442
2	,735(b)	,540	,515	,5223843
3	,782(c)	,612	,581	,4858246
4	,823(d)	,678	,642	,4487186
5	,848(e)	,719	,679	,4251911
6	,869(f)	,754	,711	,4033748
7	,887(g)	,787	,742	,3809757

- a Variáveis independentes: (Constante), Mvar46
b Variáveis independentes: (Constante), Mvar46, Rméd38
c Variáveis independentes: (Constante), Mvar46, Rméd38, Evar6
d Variáveis independentes: (Constante), Mvar46, Rméd38, Evar6, Rvar45
e Variáveis independentes: (Constante), Mvar46, Rméd38, Evar6, Rvar45, Mvar48
f Variáveis independentes: (Constante), Mvar46, Rméd38, Evar6, Rvar45, Mvar48, Mméd48
g Variáveis independentes: (Constante), Mvar46, Rméd38, Evar6, Rvar45, Mvar48, Mméd48, Avar29

Tabela 119: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Transporte e Serviços com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,671(a)	,450	,438	1,0497824
2	,830(b)	,688	,675	,7985697
3	,885(c)	,783	,769	,6733205
4	,900(d)	,809	,792	,6383508
5	,916(e)	,839	,821	,5933279
6	,927(f)	,859	,840	,5610314
7	,936(g)	,876	,855	,5329637
8	,944(h)	,892	,871	,5038855
9	,941(i)	,885	,866	,5130849
10	,949(j)	,901	,881	,4823386
11	,956(k)	,914	,895	,4541734
12	,961(l)	,924	,904	,4331851
13	,969(m)	,938	,920	,3957249
14	,973(n)	,947	,930	,3696836
15	,978(o)	,956	,941	,3408087
16	,982(p)	,963	,949	,3166452
17	,985(q)	,970	,957	,2913042
18	,988(r)	,976	,964	,2654429
19	,990(s)	,979	,968	,2489194
20	,991(t)	,982	,972	,2343731
21	,990(u)	,981	,971	,2390145
22	,992(v)	,984	,974	,2254204

a Variáveis independentes: (Constante), Rméd38

b Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12

c Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Mvar52

d Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Mvar52, Fméd2

e Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Mvar52, Fméd2, Rméd45

f Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Mvar52, Fméd2, Rméd45, Mméd49

g Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Mvar52, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40

h Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Mvar52, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21

i Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21

j Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37

k Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55

l Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4

m Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56

n Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36

o Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27

p Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57

q Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57, Lvar20

r Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57, Lvar20, Rvar40

s Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57, Lvar20, Rvar40, Rvar39

t Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Lvar21, Rvar37,

Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57, Lvar20, Rvar40, Rvar39, Rvar45

u Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57, Lvar20, Rvar40, Rvar39, Rvar45

v Variáveis independentes: (Constante), Rméd38, Eméd12, Fméd2, Rméd45, Mméd49, Rméd40, Rvar37, Mvar55, Fvar4, Mvar56, Rvar36, Améd27, Tméd57, Lvar20, Rvar40, Rvar39, Rvar45, Mvar48

Tabela 120: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor de Veículos e Peças com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,680(a)	,463	,450	1,9810650
2	,867(b)	,752	,740	1,3618487
3	,919(c)	,844	,832	1,0930910
4	,945(d)	,894	,883	,9148250
5	,954(e)	,910	,897	,8551077
6	,962(f)	,925	,913	,7878786
7	,971(g)	,944	,932	,6947820
8	,978(h)	,957	,947	,6139200
9	,982(i)	,965	,955	,5645048
10	,986(j)	,972	,963	,5103399

a Variáveis independentes: (Constante), Mvar49

b Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39

c Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52

d Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1

e Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1, Mméd55

f Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1, Mméd55, Lméd23

g Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1, Mméd55, Lméd23, Mméd54

h Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1, Mméd55, Lméd23, Mméd54, Fvar2

i Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1, Mméd55, Lméd23, Mméd54, Fvar2, Rvar42

j Variáveis independentes: (Constante), Mvar49, Rvar39, Mvar52, Fvar1, Mméd55, Lméd23, Mméd54, Fvar2, Rvar42, Fméd2

Tabela 121: Resumo dos modelos da regressão linear para o setor Outros com VMvar62 como variável dependente

Modelo	R	R Quadrado	R Quadrado corrigido	Erro padrão da estimação
1	,323(a)	,104	,101	,3860005
2	,386(b)	,149	,143	,3769395
3	,436(c)	,190	,181	,3683785
4	,470(d)	,221	,210	,3618937
5	,494(e)	,244	,231	,3570005
6	,512(f)	,262	,247	,3532860
7	,525(g)	,275	,258	,3507719
8	,535(h)	,286	,266	,3487381
9	,545(i)	,297	,275	,3466199

a Variáveis independentes: (Constante), Eméd15

b Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13

c Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61

d Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61, Améd29

e Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61, Améd29, Eméd5

f Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61, Améd29, Eméd5, Rvar33

- g Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61, Améd29, Eméd5, Rvar33, Tméd57
- h Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61, Améd29, Eméd5, Rvar33, Tméd57, Mméd55
- i Variáveis independentes: (Constante), Eméd15, Eméd13, Tvar61, Améd29, Eméd5, Rvar33, Tméd57, Mméd55, Mméd49

APÊNDICE D – Tabelas dos resumos e de classificação dos modelos das regressões logísticas para todos os setores

A Tabela 122 mostra o resumo dos modelos de regressão logística para todos os setores. Esta tabela apresenta as estatísticas $-2 \log$ da verossimilhança, R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke para cada um dos passos (modelos) percorridos pela regressão logística com a utilização do método *Stepwise*.

Quanto menor for a estatística de $-2 \log$ da verossimilhança, melhor será o modelo e para as estatísticas de R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke, quanto maior melhor. A cada passo realizado estas estatísticas melhoram, como pode ser observado.

Tabela 122: Resumo dos modelos de regressão logística para todos os setores

Passo	$-2 \log$ da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	2115,686	,027	,040
2	2102,190	,034	,050
3	2094,710	,038	,056
4	2078,526	,046	,068
5	2063,139	,054	,079
6	2058,105	,057	,083
7	2051,225	,060	,088
8	2047,000	,062	,091

A Tabela 123 apresenta o prognóstico do poder de classificação dos modelos. O discriminante “1” representa aquelas empresas que valorizaram de 2005 para 2006 e o discriminante “0” aquelas que desvalorizaram neste período. Para cada discriminante é apresentada a porcentagem dos casos classificados corretamente. A ponderação destas classificações corretas leva à porcentagem global do modelo. Esta porcentagem global representa a precisão geral do modelo em discriminar as empresas que valorizaram das que desvalorizaram.

Tabela 123: Tabela de classificação dos modelos de regressão logística para todos os setores

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	0	490	,0
		1	0	1409	100,0
	Porcentagem global				74,2
Passo 2	Discriminante	0	4	486	,8
		1	1	1408	99,9
	Porcentagem global				74,4
Passo 3	Discriminante	0	8	482	1,6
		1	2	1407	99,9
	Porcentagem global				74,5
Passo 4	Discriminante	0	8	482	1,6
		1	3	1406	99,8
	Porcentagem global				74,5
Passo 5	Discriminante	0	13	477	2,7
		1	7	1402	99,5
	Porcentagem global				74,5
Passo 6	Discriminante	0	15	475	3,1
		1	6	1403	99,6
	Porcentagem global				74,7
Passo 7	Discriminante	0	16	474	3,3
		1	10	1399	99,3
	Porcentagem global				74,5
Passo 8	Discriminante	0	15	475	3,1
		1	9	1400	99,4
	Porcentagem global				74,5

APÊNDICE E – Tabelas dos resumos e de classificação dos modelos das regressões logísticas por setores

As Tabelas 124, 126, 128, 130, 132, 134, 136, 138, 140, 142, 144, 146, 148, 150, 152, 154, 156, 158, 160, 162, 164 mostram o resumo dos modelos de regressão logística por setores. Cada uma destas tabelas representa um setor analisado. Estas tabelas apresentam as estatísticas $-2 \log$ da verossimilhança, R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke para cada um dos passos (modelos) percorridos pela regressão logística com a utilização do método *Stepwise*.

Quanto menor for a estatística de $-2 \log$ da verossimilhança, melhor será o modelo e para as estatísticas de R quadrado de Cox e Snell e R Quadrado de Nagelkerke, quanto maior melhor. A cada passo realizado estas estatísticas melhoram, como pode ser observado.

As Tabela 125, 127, 129, 131, 133, 135, 137, 139, 141, 143, 145, 147, 149, 151, 153, 155, 157, 159, 161, 163, 165 apresentam o prognóstico do poder de classificação dos modelos. Cada uma destas tabelas representa um setor analisado. O discriminante “1” representa aquelas empresas que valorizaram de 2005 para 2006 e o discriminante “0” aquelas que desvalorizaram neste período. Para cada discriminante é apresentada a porcentagem dos casos classificados corretamente. A ponderação destas classificações corretas leva à porcentagem global do modelo. Esta porcentagem global representa a precisão geral do modelo em discriminar as empresas que valorizaram das que desvalorizaram.

Tabela 124: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Agropecuária e Pesca

Passo	$-2 \log$ da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	27,205	,154	,230
2	22,367	,284	,425

Tabela 125: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Agropecuária e Pesca

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	1	6	14,3
		1	1	21	95,5
	Porcentagem global				75,9
Passo 2	Discriminante	0	2	5	28,6
		1	1	21	95,5
	Porcentagem global				79,3

Tabela 126: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Alimentos e Bebidas

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	81,860	,053	,081
2	78,014	,096	,148

Tabela 127: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Alimentos e Bebidas

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	2	16	11,1
		1	1	63	98,4
	Porcentagem global				79,3
Passo 2	Discriminante	0	3	15	16,7
		1	0	64	100,0
	Porcentagem global				81,7

Tabela 128: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Comércio

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	179,051	,089	,129
2	162,820	,173	,252
3	153,320	,219	,318
4	141,124	,274	,398
5	131,925	,313	,455
6	122,926	,349	,507
7	116,989	,372	,540
8	111,613	,392	,569
9	106,594	,410	,595
10	103,089	,422	,613

Tabela 129: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Comércio

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	0	45	,0
		1	1	121	99,2
	Porcentagem global				72,5
Passo 2	Discriminante	0	13	32	28,9
		1	5	117	95,9
	Porcentagem global				77,8
Passo 3	Discriminante	0	18	27	40,0
		1	9	113	92,6
	Porcentagem global				78,4
Passo 4	Discriminante	0	19	26	42,2
		1	9	113	92,6
	Porcentagem global				79,0
Passo 5	Discriminante	0	22	23	48,9
		1	10	112	91,8
	Porcentagem global				80,2
Passo 6	Discriminante	0	23	22	51,1
		1	9	113	92,6
	Porcentagem global				81,4
Passo 7	Discriminante	0	22	23	48,9
		1	11	111	91,0
	Porcentagem global				79,6
Passo 8	Discriminante	0	29	16	64,4
		1	8	114	93,4
	Porcentagem global				85,6
Passo 9	Discriminante	0	30	15	66,7
		1	8	114	93,4
	Porcentagem global				86,2
Passo 10	Discriminante	0	30	15	66,7
		1	8	114	93,4
	Porcentagem global				86,2

Tabela 130: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Construção

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	27,625	,495	,678
2	20,271	,573	,784

Tabela 131: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Construção

	Observado	Prognóstico
--	-----------	-------------

			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	12	4	75,0
		1	2	26	92,9
	Porcentagem global				86,4
Passo 2	Discriminante	0	13	3	81,3
		1	1	27	96,4
	Porcentagem global				90,9

Tabela 132: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Eletroeletrônicos

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	187,058	,061	,084
2	172,436	,147	,202

Tabela 133: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Eletroeletrônicos

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	11	42	20,8
		1	7	92	92,9
	Porcentagem global				67,8
Passo 2	Discriminante	0	21	32	39,6
		1	11	88	88,9
	Porcentagem global				71,7

Tabela 134: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Energia Elétrica

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	19,414	,074	,291

Tabela 135: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Energia Elétrica

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	

Passo 1	Discriminante	0	1	2	33,3
		1	0	87	100,0
	Porcentagem global				97,8

Tabela 136: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Finanças e Seguros

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	269,994	,049	,075
2	259,251	,086	,132
3	247,553	,125	,192
4	242,482	,141	,217
5	234,744	,165	,254
6	228,963	,183	,281
7	221,280	,206	,317
8	221,313	,206	,317
9	216,398	,220	,339
10	210,129	,238	,366
11	204,782	,253	,389
12	199,535	,267	,411
13	204,570	,254	,390
14	197,856	,272	,418

Tabela 137: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Finanças e Seguros

	Observado	Prognóstico			
		Discriminante		Porcentagem correta	
		0	1		
Passo 1	Discriminante	0	0	59	,0
		1	0	211	100,0

	Porcentagem global				78,1
Passo 2	Discriminante	0	1	58	1,7
		1	5	206	97,6
	Porcentagem global				76,7
Passo 3	Discriminante	0	7	52	11,9
		1	6	205	97,2
	Porcentagem global				78,5
Passo 4	Discriminante	0	8	51	13,6
		1	7	204	96,7
	Porcentagem global				78,5
Passo 5	Discriminante	0	16	43	27,1
		1	5	206	97,6
	Porcentagem global				82,2
Passo 6	Discriminante	0	17	42	28,8
		1	6	205	97,2
	Porcentagem global				82,2
Passo 7	Discriminante	0	18	41	30,5
		1	7	204	96,7
	Porcentagem global				82,2
Passo 8	Discriminante	0	18	41	30,5
		1	8	203	96,2
	Porcentagem global				81,9
Passo 9	Discriminante	0	20	39	33,9
		1	4	207	98,1
	Porcentagem global				84,1
Passo 10	Discriminante	0	23	36	39,0
		1	3	208	98,6
	Porcentagem global				85,6
Passo 11	Discriminante	0	23	36	39,0
		1	4	207	98,1
	Porcentagem global				85,2
Passo 12	Discriminante	0	23	36	39,0
		1	5	206	97,6
	Porcentagem global				84,8
Passo 13	Discriminante	0	19	40	32,2
		1	5	206	97,6
	Porcentagem global				83,3
Passo 14	Discriminante	0	25	34	42,4
		1	5	206	97,6
	Porcentagem global				85,6

Tabela 138 :Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Fundos

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	53,836	,256	,416
2	44,806	,333	,543
3	40,399	,368	,600
4	37,910	,387	,630

5	26,949(d)	,464	,755
6	17,578(e)	,522	,850
7	30,191	,442	,720

Tabela 139: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Fundos

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	4	11	26,7
		1	5	62	92,5
	Porcentagem global				80,5
Passo 2	Discriminante	0	7	8	46,7
		1	5	62	92,5
	Porcentagem global				84,1
Passo 3	Discriminante	0	8	7	53,3
		1	4	63	94,0
	Porcentagem global				86,6
Passo 4	Discriminante	0	8	7	53,3
		1	4	63	94,0
	Porcentagem global				86,6
Passo 5	Discriminante	0	9	6	60,0
		1	3	64	95,5
	Porcentagem global				89,0
Passo 6	Discriminante	0	13	2	86,7
		1	1	66	98,5
	Porcentagem global				96,3
Passo 7	Discriminante	0	11	4	73,3
		1	3	64	95,5
	Porcentagem global				91,5

Tabela 140: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Máquinas Industriais

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	46,358	,172	,261
2	40,414	,262	,396

Tabela 141: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Máquinas Industriais

	Observado	Prognóstico
--	-----------	-------------

			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	3	9	25,0
		1	0	40	100,0
	Porcentagem global				
Passo 2	Discriminante	0	5	7	41,7
		1	2	38	95,0
	Porcentagem global				

Tabela 142: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Mineração

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	62,391	,097	,140
2	57,564	,169	,245
3	52,706	,236	,341
4	48,153	,294	,424
5	43,319	,350	,506
6	39,486	,392	,566
7	32,576	,460	,665
8	25,813	,520	,751

Tabela 143: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Mineração

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	2	14	12,5
		1	3	39	92,9
	Porcentagem global				
Passo 2	Discriminante	0	5	11	31,3
		1	2	40	95,2
	Porcentagem global				
Passo 3	Discriminante	0	6	10	37,5
		1	6	36	85,7

	Porcentagem global				72,4
Passo 4	Discriminante	0	10	6	62,5
		1	4	38	90,5
	Porcentagem global				82,8
Passo 5	Discriminante	0	9	7	56,3
		1	4	38	90,5
	Porcentagem global				81,0
Passo 6	Discriminante	0	10	6	62,5
		1	1	41	97,6
	Porcentagem global				87,9
Passo 7	Discriminante	0	12	4	75,0
		1	0	42	100,0
	Porcentagem global				93,1
Passo 8	Discriminante	0	14	2	87,5
		1	1	41	97,6
	Porcentagem global				94,8

Tabela 144: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Minerais não Metálicos

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	14,679	,255	,442
2	5,573	,475	,824

Tabela 145: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Minerais não Metálicos

	Observado	Prognóstico			Porcentagem correta
		Discriminante			
		0	1		
Passo 1	Discriminante	0	2	2	50,0
		1	0	22	100,0
	Porcentagem global				92,3
Passo 2	Discriminante	0	3	1	75,0
		1	1	21	95,5
	Porcentagem global				92,3

Tabela 146: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Papel e Celulose

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	25,592	,323	,443
2	18,376	,477	,654
3	7,465	,645	,886

Tabela 147: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Papel e Celulose

	Observado	Prognóstico
--	-----------	-------------

			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	6	4	60,0
		1	1	17	94,4
	Porcentagem global				
Passo 2	Discriminante	0	7	3	70,0
		1	1	17	94,4
	Porcentagem global				
Passo 3	Discriminante	0	9	1	90,0
		1	1	17	94,4
	Porcentagem global				

Tabela 148: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Petróleo e Gás

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	92,004	,133	,194
2	86,285	,186	,272

Tabela 149: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Petróleo e Gás

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	5	19	20,8
		1	4	63	94,0
	Porcentagem global				
Passo 2	Discriminante	0	7	17	29,2
		1	4	63	94,0
	Porcentagem global				

Tabela 150: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Química

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	136,451	,085	,118
2	129,325	,139	,194

Tabela 151: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Química

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	

Passo 1	Discriminante	0	9	29	23,7
		1	7	71	91,0
	Porcentagem global				69,0
Passo 2	Discriminante	0	13	25	34,2
		1	6	72	92,3
	Porcentagem global				73,3

Tabela 152: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Siderurgia & Metalurgia

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	52,311	,099	,166
2	46,654	,174	,292
3	55,496	,054	,090
4	46,804	,172	,289

Tabela 153: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Siderurgia & Metalurgia

	Observado	Prognóstico			
		Discriminante		Porcentagem correta	
		0	1		
Passo 1	Discriminante	0	1	10	9,1
		1	0	54	100,0
	Porcentagem global				84,6
Passo 2	Discriminante	0	2	9	18,2
		1	0	54	100,0
	Porcentagem global				86,2
Passo 3	Discriminante	0	1	10	9,1
		1	0	54	100,0
	Porcentagem global				84,6
Passo 4	Discriminante	0	4	7	36,4
		1	0	54	100,0
	Porcentagem global				89,2

Tabela 154: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Software e Dados

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	75,144	,116	,166
2	68,071	,201	,288
3	55,872	,329	,471
4	48,242	,398	,570

Tabela 155: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Software e Dados

	Observado	Prognóstico	
		Discriminante	Porcentagem

			0	1	correta
Passo 1	Discriminante	0	4	16	20,0
		1	1	49	98,0
	Porcentagem global				
Passo 2	Discriminante	0	6	14	30,0
		1	3	47	94,0
	Porcentagem global				
Passo 3	Discriminante	0	9	11	45,0
		1	5	45	90,0
	Porcentagem global				
Passo 4	Discriminante	0	11	9	55,0
		1	5	45	90,0
	Porcentagem global				

Tabela 156: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Telecomunicações

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	40,152	,126	,205
2	35,004	,213	,346

Tabela 157: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Telecomunicações

	Observado	Prognóstico			
		Discriminante		Porcentagem correta	
		0	1		
Passo 1	Discriminante	0	2	7	22,2
		1	0	40	100,0
	Porcentagem global				
Passo 2	Discriminante	0	3	6	33,3
		1	1	39	97,5
	Porcentagem global				

Tabela 158: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor Têxtil

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	47,249	,123	,171

Tabela 159: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor Têxtil

	Observado	Prognóstico		
		Discriminante		Porcentagem correta
		0	1	

Passo 1	Discriminante	0	4	10	28,6
		1	3	24	88,9
	Porcentagem global				68,3

Tabela 160: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Transporte e Serviços

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	57,648	,161	,219
2	49,720	,284	,386
3	43,643	,366	,498
4	39,126	,421	,572

Tabela 161: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Transporte e Serviços

	Observado	Prognóstico			
		Discriminante		Porcentagem correta	
		0	1		
Passo 1	Discriminante	0	8	11	42,1
		1	6	25	80,6
	Porcentagem global				66,0
Passo 2	Discriminante	0	13	6	68,4
		1	3	28	90,3
	Porcentagem global				82,0
Passo 3	Discriminante	0	14	5	73,7
		1	3	28	90,3
	Porcentagem global				84,0
Passo 4	Discriminante	0	14	5	73,7
		1	3	28	90,3
	Porcentagem global				84,0

Tabela 162: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor de Veículos e Peças

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	33,289	,108	,184
2	28,624	,200	,339

Tabela 163: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor de Veículos e Peças

	Observado	Prognóstico		
		Discriminante		Porcentagem correta
		0	1	

Passo 1	Discriminante	0	1	6	14,3
		1	1	35	97,2
	Porcentagem global				83,7
Passo 2	Discriminante	0	2	5	28,6
		1	1	35	97,2
	Porcentagem global				86,0

Tabela 164: Resumo dos modelos de regressão logística para o setor Outros

Passo	-2 log da verossimilhança	R Quadrado de Cox y Snell	R Quadrado de Nagelkerke
1	352,081	,034	,048
2	345,696	,055	,077

Tabela 165: Tabela de classificação dos modelos da regressão logística para o setor Outros

	Observado		Prognóstico		
			Discriminante		Porcentagem correta
			0	1	
Passo 1	Discriminante	0	1	89	1,1
		1	2	202	99,0
	Porcentagem global				69,0
Passo 2	Discriminante	0	2	88	2,2
		1	1	203	99,5
	Porcentagem global				69,7

Pereira, Vinícius Silva, 1982.

A utilização de Indicadores de Desempenho e o Valor de Mercado de sociedades Anônimas: Uma Análise de Empresas Norte e Latino Americanas (2008)

Vinícius Silva Pereira – Uberlândia, 2008-01-23 233 fl

Orientador: Prof. Dr. Ernando Antônio dos Reis

Monografia (Mestrado) – Universidade Federal de Uberlândia, Curso de Pós-graduação em Administração: Finanças e Controladoria

Palavras-chave: Indicadores de Desempenho, Valor de Mercado, Modelos de Previsão.